

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
SETOR DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CONTABILIDADE**

IVAN OLIVEIRA DE VIEIRA MENDES

**VARIÁVEIS DISCRIMINANTES DOS ESTÁGIOS DE INSOLVÊNCIA DE
EMPRESAS**

CURITIBA

2014

IVAN OLIVEIRA DE VIEIRA MENDES

**VARIÁVEIS DISCRIMINANTES DOS ESTÁGIOS DE INSOLVÊNCIA DE
EMPRESAS**

Dissertação apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de Mestre. Programa de Pós-Graduação em Contabilidade – Área de Concentração Contabilidade e Finanças, do Setor de Ciências Sociais Aplicadas da Universidade Federal do Paraná.

Orientador: Prof. Dr. Jorge Eduardo Scarpin

CURITIBA

2014

**“VARIÁVEIS DISCRIMINANTES DOS ESTÁGIOS DE INSOLVÊNCIA DE
EMPRESAS”**

PROF. DR. ROMUALDO DOUGLAS COLAUTO
COORDENADOR DO PROGRAMA DE MESTRADO EM CONTABILIDADE

DISSERTAÇÃO APRESENTADA À COMISSÃO EXAMINADORA INTEGRADA
PELOS PROFESSORES:

PROF. DR. JORGE EDUARDO SCARPIN
PRESIDENTE

PROF^a DR^a ILSE MARIA BEUREN
MEMBRO INTERNO

PROF. DR. FRANCISCO HENRIQUE CASTRO JUNIOR
MEMBRO EXTERNO

**A minha mãe, pessoa de inestimável
valor.**

AGRADECIMENTOS

Agradeço, em primeiro lugar, a Deus por estar sempre comigo nos momentos mais difíceis da minha vida.

Agradeço ao meu orientador, Prof. Dr. Jorge Eduardo Scarpin, pela confiança no projeto e pela orientação prestada.

Agradeço aos professores dos Programas de Pós-Graduação dos departamentos de contabilidade, administração e tecnologia da informação da UFPR, pelas aulas e pela colaboração na minha formação.

Agradeço à minha mãe, por me apoiar nas minhas escolhas de vida.

Agradeço aos meus colegas da pós, em especial Pedro Ylunga, Flavio Ribeiro e Silvia Consoni, pelas conversas enriquecedoras e momentos de descontração.

RESUMO

O objetivo deste estudo é verificar quais variáveis são relevantes para discriminar os estágios de insolvência por meio de um modelo de previsão de insolvência. A amostra contou com 108 empresas não financeiras, brasileiras, listadas na BM&FBovespa. Dessa amostra, foram destacadas as empresas caracterizadas pelos estágios de insolvência insuficiência de fluxo, insuficiência de saldo e recuperação judicial. O grupo de controle foi composto pelas empresas saudáveis. Os dados coletados compreenderam o período de 31 de dezembro de 2001 a 31 de dezembro de 2013. A metodologia baseia-se na regressão logística multinomial aplicada a uma estrutura de dados longitudinal. No estágio de insolvência por insuficiência de fluxo, mostraram-se relevantes as variáveis do bloco migração de *rating* e preço das ações. Para o estágio de insolvência por insuficiência de saldo, as variáveis do bloco porte da empresa e migração de *rating* foram discriminantes. Por fim, para as empresas com perfil de recuperação judicial, as variáveis dos blocos indicadores contábeis, porte e, mais uma vez, migração de *rating* se destacaram. Cabe ressaltar que a gestão, apesar de se mostrar relevante na literatura quanto à discriminação de empresas com perfil insolvente, não se mostrou relevante para nenhum dos três estágios da insolvência abordados neste trabalho. O mesmo ocorreu com as variáveis *proxy* da economia. É provável que as variáveis β , que representa a sensibilidade de uma empresa quanto ao risco sistemático, e R^2 , que representa a proporção que uma empresa absorve do risco sistemático, sejam substitutos imperfeitos para os indicadores da economia, uma vez que o Ibovespa tem limitações como *proxy* dos indicadores econômicos. O modelo logístico multinomial apoiado, principalmente, nas variáveis dos blocos migração de *rating*, indicadores contábeis, preço das ações e porte revelou-se adequado para prever os estágios de insolvência, pois apresentou pseudo- R^2 (medida de qualidade do ajuste de um modelo estatístico) de Nagelkerke de 0,728, que é considerado um bom ajustamento do modelo aos dados. Diante do exposto, constatou-se a utilidade das variáveis *rating* inicial e reclassificação de *rating*, do bloco migração de *rating*, retorno da ação, do bloco preço da ação, e porte da empresa para discriminar os estágios de insolvência.

PALAVRAS-CHAVE: *rating*; crédito; insolvência.

ABSTRACT

The objective of this study is to determine which variables are relevant to discriminate the stages of insolvency through a bankruptcy prediction model. The sample comprised 108 Brazilian non-financial companies listed on the BM&FBovespa . Of this sample, firms characterized by stages of insolvency insufficient flow, insufficient balance and judicial recovery were highlighted . The control group was composed of healthy companies. The data collected comprised the period from December 31 2001 to December 31, 2013. The method is based on the multinomial logistic regression applied to a longitudinal structure data. At the stage of insolvency due to insufficient flow, were relevant variables block rating migration and stock price. For the stage of insolvency due to insufficient balance, the variables of the block size of the company and rating migration were discriminating. Finally, for firms with bankruptcy protection profile, the variables of the blocks accounting indicators, size and, again, rating migration stood out. Note that the management, despite showing relevant literature about discrimination of companies with insolvent profile, was not relevant to any of the three stages of insolvency in this paper. The same occurred with the proxy variables of the economy. It is likely that the variable β , which represents the sensitivity of a company as the systematic risk, and R^2 , which represents the proportion of a company absorbs the systematic risk, are imperfect to the economic stability replacements once the Bovespa index has limitations as a proxy of economic indicators. The multinomial logistic model based mainly on the variables of block rating migration, accounting ratios, stock price and size has proven adequate to predict the stages of insolvency, as presented pseudo - R^2 (measure of goodness of fit of a statistical model) Nagelkerke of 0.728, which is considered a good fit of the model to the data. Given the above, it was found the usefulness of the variables initial rating and reclassified the rating, the rating migration block, return of the stock, the price action block, and size of the company for discriminating stages of insolvency.

KEYWORDS: rating, credit, insolvency.

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Empresas com insuficiência de fluxo.....	59
Tabela 2: Empresas com passivo a descoberto.....	60
Tabela 3: Empresas em recuperação judicial.....	61
Tabela 4: Empresas em estágios de insolvência e grupo de controle.....	63
Tabela 5: Amostragem	64
Tabela 6: Indicadores do modelo de insolvência	69
Tabela 7: Desempenho dos modelos de maior acurácia.....	71
Tabela 8: Análise descritiva da variável capital próprio	84
Tabela 9: Análise descritiva da variável endividamento	85
Tabela 10: Análise descritiva da variável Porte da Empresa.....	85
Tabela 11: Análise descritiva da variável Retorno.....	86
Tabela 12: Análise descritiva da variável Volatilidade	87
Tabela 13: Análise descritiva da variável Beta.....	88
Tabela 14: Análise descritiva da variável R2	88
Tabela 15: Aderência do modelo	89
Tabela 16: Porcentagem de classificação correta.....	90
Tabela 17: Matriz de confusão (em percentual).....	90
Tabela 18: Relevância das variáveis	91
Tabela 19: Razão de risco relativo	98

LISTA DE QUADROS

Quadro 1: Riscos por categorias	21
Quadro 2: Cronologia dos estudos relacionados à falência	26
Quadro 3: Cronologia dos modelos de risco de crédito.....	33
Quadro 4: Comparação das técnicas de predição (% corretamente classificado) conforme estudo de Thomas.....	35
Quadro 5: Comparação das técnicas de predição (% corretamente classificado) conforme estudo de Barth	35
Quadro 6: Tamanho da amostra em alguns trabalhos acadêmicos relacionados a risco de crédito.....	45
Quadro 7: Fonte de dados x 5 C's do crédito.....	48
Quadro 8: Indicadores de Altman, Baydia e Dias e Sanvicente e Minardi.....	72

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	12
1.1 PROBLEMA DE PESQUISA	13
1.2 OBJETIVOS	15
1.2.1 Objetivo Geral	15
1.2.2 Objetivos Específicos	15
1.3 JUSTIFICATIVA	15
1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO	17
2 REFERENCIAL TEÓRICO-EMPÍRICO	19
2.1 MERCADO DE CRÉDITO.....	19
2.1.1 Conceito de Risco	20
2.1.2 Tipos de Risco	21
2.1.3 Conceito de Risco de Crédito	21
2.2 GESTÃO DE RISCO DE CRÉDITO	22
2.2.1 Estágios de insolvência	24
2.3 CLASSIFICAÇÃO DE RISCO E A MIGRAÇÃO DE <i>RATING</i>	29
2.4 MODELOS DE RISCO DE CRÉDITO.....	31
2.4.1 Cronologia dos modelos de avaliação de risco de crédito	33
2.4.2 O modelo logístico	37
2.4.3 Características, vantagens e limitações dos modelos de risco de crédito	39
2.4.4 Limitações do tamanho da amostra	43
2.4.5 Variáveis consideradas no modelo e em estudos anteriores	45
2.4.5.1 Gestão	46
2.4.5.2 Indicadores contábeis.....	46
2.4.5.3 Porte	47
2.4.5.4 Preço das ações	48
2.4.5.5 <i>Proxy</i> da economia.....	49
2.4.5.6 Migração de <i>rating</i>	55

3. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	57
3.1 POPULAÇÃO E AMOSTRAGEM	57
3.2 FORMA DE ANÁLISE DO MODELO	64
3.3 VARIÁVEIS DO MODELO	66
3.3.1 Gestão	67
3.3.2 Indicadores dos demonstrativos contábeis	68
3.3.3 Porte da empresa	74
3.3.4 Preço das ações	74
3.3.5 Proxies econômicas	75
3.3.6 Migração de <i>rating</i>	76
3.4 A CONSTRUÇÃO DO MODELO	77
3.5 HIPÓTESES	80
 4. DESCRIÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS	 84
4.1 ESTATÍSTICA DESCRITIVA DAS VARIÁVEIS POR ESTÁGIO DE INSOLVÊNCIA E EMPRESAS SAUDÁVEIS	84
4.2 ANÁLISE DOS RESULTADOS	89
4.2.1 análise do modelo	89
4.2.2 análise das variáveis	91
4.2.2.1 Hipóteses testadas por variável	92
4.3. RAZÃO DE RISCO RELATIVO DAS VARIÁVEIS DISCRIMINANTES ..	98
 5. CONSIDERAÇÕES FINAIS	 100
 REFERÊNCIAS	 103

1 INTRODUÇÃO

O sistema financeiro mundial, após a crise *subprime* de 2008, vem passando por relevantes transformações. Os mercados emergentes mundiais recuperaram-se mais rapidamente da crise em função da contínua expansão do crédito. Na China, por exemplo, a razão crédito em relação ao PIB passou de 104% em 2008 para 132% em 2012; na Turquia e no Brasil, essa relação passou de 33% para 54% e de 53% para 68%, respectivamente. Na África do Sul, a razão crédito/PIB superou 150% em 2012 (Valor Econômico, 2013).

No Brasil, o sistema bancário também vem passando por importantes mudanças. Apesar de o sistema financeiro nacional ser caracterizado pela concorrência, o país tem uma estrutura concentrada. Segundo o Boletim Econômico da Confederação Nacional dos Trabalhadores nas Empresas de Crédito (2013), em dezembro de 2012, 67% dos ativos estavam concentradas nas cinco maiores instituições financeiras. Ainda assim, segundo Assaf Neto (2013, p. 9), as grandes instituições financeiras que atuam no País apresentam demonstrativos contábeis que mostram uma relação crédito/ativo total baixa, em torno de 36%.

A crise de 2008 se mostrou particularmente importante para a expansão do crédito no Brasil. Conforme Caetano (2013, p. 66), a magnitude dessa crise pode ser medida pela queda no IBOVESPA, que teve seu pico em 20 de maio, com 73.516 pontos, e atingiu o índice mínimo de 29.435 pontos em 27 de outubro, ou seja, uma perda de 60%. No entanto, de acordo com o mesmo autor, o Brasil teve uma recuperação mais rápida do que a Europa e os EUA.

Segundo Perera (2013, p. 53), a crise de 2008 levou o governo brasileiro a alavancar o mercado interno com a expansão do crédito. Entretanto, em virtude da indisposição dos bancos privados em correr riscos, foi estimulada a expansão pelos bancos públicos – Banco do Brasil e Caixa Econômica Federal – o que gerou um aumento nas carteiras de 34% e 55%, respectivamente.

Dados do IPEA reforçam que houve uma forte expansão do crédito a partir de dezembro de 2008. O volume das operações de crédito no sistema financeiro nacional aumentou 60% entre os anos de 2008 e 2012. Por outro lado, a inadimplência no Brasil para pessoa jurídica, em relação ao volume de operações, no mesmo período, cresceu 122%: um salto de 1,8% em dezembro de 2008 para 4% em dezembro de 2012.

Conforme o Boletim Econômico da Confederação Nacional dos Trabalhadores nas Empresas de Crédito (2013), a inadimplência tem participação de 35% na formação do *spread* bancário. De acordo com esse boletim, é a segunda mais alta do mundo, perdendo apenas para o Zimbábwe.

Diante do novo contexto em que os agentes econômicos, em especial as instituições financeiras, estão inseridos, evidencia-se a necessidade de aprimoramento dos instrumentos de avaliação de risco de crédito.

1.1 PROBLEMA DE PESQUISA

Apesar de os bancos usarem principalmente a classificação de risco para avaliarem as empresas, Hilscher e Wilson (2013, p. 20) concluíram que, mesmo empresas renomadas de classificação de crédito, como a Standard & Poors, não obtêm acurácia melhor que uma regressão linear, utilizando dados contábeis e o preço das ações no horizonte de até 10 anos para empresas específicas. Os autores observam que as avaliações da Standard & Poors classificam corretamente no que tange à média geral da classe, mas não as empresas separadas por probabilidade de *default*. Os autores concluíram ainda que as classificações não são a principal e muito menos a exclusiva medida de probabilidade de *default* específico por empresa. Por outro lado, Blöchlinger, Leippold e Maire (2012, p. 1) já haviam relatado em seu trabalho que as três principais agências classificadoras de risco de crédito, Standard & Poors, Moody's e Fitch, declaram explicitamente que não oferecem probabilidade de *default*, mas sim um *ranking* ordenado de *default*, que parte do risco mais baixo para o mais alto.

Segundo Altman e Hotchkiss (2006, p. 5), a violação mais branda e que muito raramente se transforma em um procedimento mais formal de falência é o *default* técnico, caracterizado pela violação de *covenants*, por exemplo. A segunda violação é a insolvência técnica e é marcada pela falta de pagamento. Embora essa possa ser uma condição temporária,

os autores alertam ser ela a causa imediata para uma declaração formal de falência. A terceira violação é a insolvência no sentido de falência. Nesse estado, a empresa entra em uma situação crônica, caracterizada pelo patrimônio líquido negativo. De acordo com Matias (2009, p. 238), empresas com patrimônio líquido negativo têm uma situação econômico-financeira insustentável no médio e curto prazo. Por fim, Altman e Hotchkiss (2006, p. 7) classificam a insolvência formal caracterizada por uma petição para liquidar a empresa ou entrar no programa de recuperação.

Partindo desses conceitos, o presente trabalho segue uma premissa natural, embora não imutável, de que o caminho de uma empresa para chegar à recuperação judicial passa primeiramente pela insuficiência por fluxo e, caso não haja uma reversão desse estado, segue para insuficiência por saldo.

Diante do exposto, este estudo divide as categorias de insolvência de acordo com a severidade de cada uma delas. Assim, as empresas, nesta pesquisa, serão classificadas no estado insuficiência por fluxo, quando englobarem aquelas caracterizadas pelo *default* técnico, e insolvência técnica. As empresas classificadas no estado insuficiência por saldo abarcam as marcadas pelo patrimônio líquido negativo e, por fim, a última classe de empresas é a das que se encontram em recuperação judicial.

Essa separação dos estágios das empresas rumo à recuperação judicial fornece *insight* bastante objetivo para os credores terem condições de se cercarem das medidas necessárias, de forma que, tanto possam buscar soluções plausíveis para as empresas insolventes antecipadamente, quanto para evitar o aumento da inadimplência nas respectivas carteiras.

Esta pesquisa busca responder à seguinte pergunta: Quais variáveis são relevantes para discriminar as empresas pertencentes aos estágios de insolvência por insuficiência de fluxo, de saldo e recuperação judicial, por meio de modelo de previsão de insolvência?

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo Geral

O objetivo do estudo é verificar quais variáveis são relevantes para discriminar as empresas pertencentes aos estágios de insolvência, de acordo com o nível de severidade, por meio de um modelo de previsão de insolvência.

1.2.2 Objetivos Específicos

- a) Identificar as características que qualificam as empresas no perfil de insolvente por fluxo ou saldo, ou recuperação judicial.
- b) Verificar o enquadramento das empresas pertencentes à BM&FBovespa em cada um dos perfis dos estágios de insolvência.
- c) Identificar as variáveis do bloco gestão, preço das ações, porte da empresa, *proxies* das variáveis econômicas e migração de *rating* que são significantes para prever a insolvência por fluxo, saldo e recuperação judicial das empresas brasileiras de capital aberto.

1.3 JUSTIFICATIVA

Hilsher e Wilson (2013, p. 3) observaram que empresas reconhecidas como *investment grade* apresentavam probabilidades de *default* semelhantes, mas encontravam-se em classificações de risco muito distintas. Nickell, Perraudin e Varotto (2001, p. 26) também concluíram que as agências de classificação de risco apresentam uma metodologia não quantitativa e as empresas não possuem uma probabilidade de *default*. Complementando a afirmações anteriores, Blöchlinger, Leippold e Maire (2012, p. 1) destacam que as agências de *rating* declaram explicitamente que não ofertam uma probabilidade de *default* e sim um *ranking* de risco do mais baixo para o mais alto.

O presente trabalho inova ao não se limitar apenas a apresentar a deterioração do risco, mas também ao conceituar o estágio de insolvência esperada. Conforme comentado anteriormente, existe uma premissa implícita, embora não imutável, de que o caminho de uma empresa para chegar à recuperação judicial passa primeiramente pela insuficiência por fluxo. Caso não haja uma reversão desse estado, segue para insuficiência por saldo, podendo alcançar a recuperação judicial.

Como exemplo dessa cronologia, cita-se a Vulcabras, empresa do segmento de calçados, que faz parte da amostra deste trabalho. A receita bruta da Vulcabras reduziu-se drasticamente a partir de 2011, em razão da entrada dos produtos asiáticos (Valor Econômico, 2013). Diante desse fato, a empresa fechou a fábrica de Parobé, no sul do País, (Valor Econômico, 2011) e encerrou seis unidades na Bahia (Valor Econômico, 2011). Posteriormente, foram desativadas outras 12 unidades na Bahia (Valor Econômico, 2012). O comunicado da empresa, segundo a mesma matéria, informava que o objetivo era simplificar a gestão e a logística para tornar a empresa novamente viável. Concomitantemente a esses fatos, foi mudado o presidente, o qual estava há 15 anos no cargo, e, em seu lugar, entrou o acionista majoritário, que assumiu também a diretoria financeira e de relações com o mercado (Valor Econômico, 2012).

No 1º trimestre de 2013, a Vulcabras passou a ter um passivo a descoberto e, no final desse trimestre, a dívida financeira de curto prazo era de R\$ 385 milhões para um caixa de R\$ 21,4 milhões (Valor Econômico, 2013). Dessa forma, a cronologia das notícias mostra que a empresa sofreu deficiência por fluxo e posteriormente deficiência por saldo (passivo a descoberto). No final da matéria do jornal Valor Econômico, 07/11/2013 – Família Grendene troca créditos por capital na Vulcabras – destaca: “... os ativos da Vulcabras seriam insuficientes para fazer frente aos seus passivos. Em muitos casos, essa situação resulta em pedido de falência ou recuperação judicial, principalmente se a empresa não consegue colocar sua operação logo no azul”.

A Lupatech, empresa que produz equipamentos para o setor de petróleo, é uma segunda empresa da amostra deste trabalho que apresenta de forma clara um caminho de severidade da insolvência. Desde o final de 2011, ano em que a instituição passou a ter passivo a descoberto, a falta de liquidez ficou evidente e provocou a venda de ativos. Em maio de 2013, a empresa foi classificada como *default* pelas agências de risco e, em

novembro desse ano, a empresa pediu recuperação extrajudicial, ou seja, buscou um acordo formal com os credores sem o envolvimento da justiça (Valor econômico, 2013).

Os autores Abdou e Pointon (2011) fizeram uma recente revisão literária sobre *credit scoring*, em que foram avaliados 214 trabalhos, e apontaram seis caminhos para futuras pesquisas, dentre os quais se destacam: a) a negligência da quase totalidade dos trabalhos quanto à descrição da importância das variáveis ao construir o modelo; b) maior inovação e busca de variáveis que podem ser potencialmente importantes como mudanças nas condições sociais e econômicas.

Para Linardi (2007), existem poucos estudos no Brasil que relacionam risco de crédito a condições da economia. Brito, Assaf Neto e Corrar (2009, p. 43) sugerem, como extensão do trabalho sobre sistema de classificação de risco de crédito, o uso de variáveis qualitativas.

O presente trabalho busca conhecer quais outras variáveis, além dos indicadores contábeis, podem ser relevantes para um modelo de previsão de insolvência. Para tanto, foram incluídas as variáveis qualitativas (gestão e migração de *rating*), as variáveis *proxies* das condições econômicas, porte da empresa e preço das ações, visando não só a aumentar a capacidade preditiva do modelo, mas também ter o entendimento sobre o comportamento e relevância dessas variáveis nos estágios de insolvência.

Conforme destacado anteriormente, o estudo apresenta um enfoque inovador ao tema previsão de insolvência ao discriminar os estágios de insolvência quanto à severidade. Uma terceira justificativa para este trabalho reside no fato de que a identificação desses estágios permite melhor precificação, atendimento regulatório mais adequado e maior capacidade de gestão do *portfólio*, permitindo aos agentes, financeiros ou não, utilizarem-se do crédito para alavancar as vendas de forma a obter maior rentabilidade.

1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

Esta dissertação está dividida em cinco capítulos. A introdução enquadra o estudo dentro do contexto da crise mundial de 2008, quando, no Brasil, houve a expansão do crédito e o aumento da inadimplência. Partindo desse contexto, é proposto um novo modelo para

previsão de insolvência, visando à identificação das variáveis discriminantes dos estágios de insolvência.

No segundo capítulo, é abordado o referencial teórico, englobando os teóricos clássicos sobre o tema, sem excluir os mais recentes avanços na área. São incluídos os conceitos de risco e estudos anteriores sobre previsão de insolvência com os resultados alcançados por esses pesquisadores. Contemplam-se, também, as vantagens e limitações dos modelos de risco de crédito, o conceito e a formulação do modelo logístico multinomial.

O terceiro capítulo traz a análise descritiva dos dados, a metodologia de trabalho para discriminar a relevância das variáveis e as técnicas empregadas para a construção do modelo.

O quarto capítulo descreve os resultados obtidos e, por fim, o quinto traz as conclusões finais e sugestões para estudos posteriores.

2 REFERENCIAL TEÓRICO-EMPÍRICO

Aspecto relevante nesta pesquisa é o comportamento das variáveis em pesquisas anteriores, inseridas na evolução dos modelos de risco de crédito sob um olhar crítico das limitações desses modelos. No referencial teórico este trabalho apresenta o conceito de risco, mais detidamente o conceito de risco de crédito, busca resgatar os modelos de risco de crédito construído ao longo dos anos, e a evolução destes modelos, seja em razão da mudança na técnica utilizada, seja em razão da inclusão de novas variáveis. As características, vantagens e limitações destes modelos também são abordadas no referencial teórico. Na terceira parte deste trabalho é apresentado os procedimentos metodológicos e as hipóteses testadas. A quarta parte é dedicada a descrever e relatar os resultados e, por fim, são apresentadas as considerações finais.

2.1 MERCADO DE CRÉDITO

Os primeiros manuscritos que tratam do uso de instrumentos de crédito datam de 1500 a.c. e foram produzidos na antiga Assíria, Fenícia e Egito (PERERA, 2013). Posteriormente, na Grécia e em Roma, é relatado o aparecimento dos primeiros cambistas, que faziam troca de moedas em locais de grande movimento, como na porta das igrejas e em estabelecimentos comerciais (CONANT *apud* PERERA, 2013).

A palavra crédito tem origem do latim *creditum* e significa confiança (RIBEIRO, 2006). O mercado de crédito é fundamental para o crescimento de um país, pois é por meio desse mercado que os agentes poupadores e tomadores de crédito, sejam pessoa física ou jurídica, unem-se e sustentam a transferência de fundos de forma a apoiar as necessidades de consumo e investimento.

No que se refere ao mercado de crédito bancário, esse é estruturado de forma a avaliar a capacidade de pagamento de um cliente, definir parâmetros de preço adequado ao risco e acompanhar a operação até o recebimento ou recuperação (RIBEIRO, 2006).

2.1.1 Conceito de Risco

Risco é a incerteza quantificável (KNIGHT, 1921). Essa talvez tenha sido uma das primeiras definições de risco. No entanto, para Holton (2004, p. 20), essa definição é inconclusiva, porque risco depende da incerteza e de sua exposição, e a acepção de Knight contempla apenas a incerteza.

Conforme Holton (2004, p. 24), o risco existe quando há incerteza sobre os resultados e esses resultados precisam ter utilidade para quem busca mensurar o risco. Nessa observação, o autor ainda considera a definição de risco frágil, pois, sob a ótica operacional, somente o risco percebido pode ser mensurado e esse não é o risco real. Embora o risco esteja no cotidiano das pessoas e empresas, existem muitas controvérsias sobre a sua definição. Segundo Damodaran (2009, p. 24), o risco no âmbito das finanças é definido como a variabilidade dos retornos observados de um investimento comparado aos seus retornos esperados.

2.1.2 Tipos de Risco

Os riscos mais comuns estão incluídos em três principais categorias: financeiros, operacionais e estratégicos (GOLDBERG; PALLADINI, 2011).

Quadro 1: Riscos por categorias

Categoria de risco	subcategorias	Riscos específicos
Riscos Financeiros	Crédito	Portfólio de empréstimos (interno)
		Taxa de juros (interna ou externa)
		Práticas de execução dos contratos de empréstimos (interno)
		Práticas de refinanciamento de empréstimos (interno)
	Mercado	Preços (externo)
		Mercados (externo)
		Taxa de câmbio (moeda) (externo)
		Cadeia de valor (externo)
	Liquidez (interno)	Questões de gestão de fluxo de caixa (interno)
Riscos Operacionais	Transação (interno)	
	Fraude e integridade (interno)	Limites de autoridade das agências para empréstimos
	Tecnológico (interno)	Informação e tecnologia
	Recursos Humanos (interno)	Treinamento de pessoal; Manuais operacionais
	Legal e observância (interno)	Auditorias operacionais; Auditorias financeiras
	Ambiental (externo)	Impactos ambientais específicos
Riscos Estratégicos	Desempenho (interno)	Geração de lucros e retornos sobre ativos e sobre o patrimônio líquido para atrair investidores
	Negócios externos (externo)	Novas leis do setor financeiro
	Reputacional (externo)	Pressões competitivas (existentes, novos atores)
	Governança (interno)	Mudanças nas práticas regulatórias (licenciamentos e relatórios) (externo); Falta de consistência e de direção do conselho (interno)
	País (externo)	Relacionamentos com doadores e com programas governamentais (externo)

Fonte: Goldberg e Palladini (2011).

Considerando que o foco deste trabalho é o risco financeiro, mais especificamente risco de crédito, é nele que a partir de agora será realizada uma abordagem mais profunda.

2.1.3 Conceito de Risco de Crédito

Existe uma vasta literatura apresentando conceitos para risco de crédito, risco esse que pode ser visto sob diversas óticas. Sironi e Resti (2010, p. 333) definem risco de crédito como: “A possibilidade de que uma mudança inesperada na capacidade creditícia de uma contraparte pode gerar uma correspondente mudança inesperada no valor de mercado da associada exposição de crédito”.

Para os autores, esse conceito traz *insights* relevantes, sendo alguns não tão óbvios. O primeiro conceito é o risco de *default*, que nada mais é, na visão de Resti e Sironi (2010), que o atraso de pagamento por parte do devedor. O segundo conceito é o risco de migração, que pode ser definido como a deterioração da qualidade do crédito concedido. O terceiro trata o risco como um evento inesperado, ou seja, a migração do *rating* é um evento inesperado. Por fim, tem-se o risco de exposição de crédito, que se refere à quantia potencial de perda em face da inadimplência.

Laurentis, Maino e Molteni (2010, p. 6), para conceituar risco de crédito, somam aos riscos classificados anteriormente o risco de recuperação - que está ligado à capacidade do prestador em rever todo o valor emprestado -, o risco de liquidez e o de *spread*. Esses últimos estão muito correlacionados. Isso porque o risco de liquidez está relacionado com a possibilidade de o mercado tornar-se menos líquido e a posição de crédito ter que ser vendida aceitando um valor mais baixo que o inicialmente esperado. O risco de *spread* está interligado ao prêmio de risco requerido por investidores, decorrente de diferentes condições de mercado.

Securato (2002, p. 184) conceitua o risco de crédito como a medição da capacidade futura, a responsabilidade jurídica e a vontade de o devedor realizar dentro do prazo o pagamento das obrigações contratuais.

O presente trabalho engloba todos os conceitos apresentados uma vez que um dos objetivos desta pesquisa é caracterizar os estágios de insolvência por insuficiência de fluxo, de saldo e recuperação judicial. Os conceitos referentes a estes estágios de insolvência serão abordados na sequência.

2.2 GESTÃO DE RISCO DE CRÉDITO

A gestão de risco de crédito tem início como ciência em meados da década de 80 com o nascimento dos *junk bonds* nos Estados Unidos. Para Caouette, Altman e Narayanan (1998, p. 4), o baixo desempenho das carteiras de *junk bonds* estimulou os administradores a cada vez mais buscarem técnicas científicas para quantificar o risco. Houve também muitas pesquisas por parte dos regulamentadores e dos consultores. Estes últimos, segundo os mesmos autores, concluíram frequentemente que as técnicas para empréstimos precisavam ser repensadas e desenhadas.

De acordo com Douat (2003, p. 302), nesse contexto, o estudo de John Drzik é relevante para administração de risco de crédito. John Drzik, na época (1998) presidente da Oliver, Wyman & Company, escreveu *The seven stages of risk management*. Essa pesquisa, que apresenta a evolução da qualidade na tomada da decisão, evidencia a importância da diversificação da carteira para o equilíbrio risco *versus* retorno, no gerenciamento de risco de crédito.

No Brasil, no ano de 2012, com a pressão por parte do governo brasileiro para a redução da taxa de juros, a gestão de risco de crédito ganhou importância para as instituições financeiras. A limitação dessas taxas implica a necessidade de uma maior assertividade na avaliação de risco de crédito, já que a inadimplência tem participação relevante na composição do *spread*, que poderá ser ainda maior, caso as instituições financeiras não estejam repensando seus processos e técnicas de concessão de crédito.

No tocante a vendas a prazo pelas empresas, em um mercado de capitais eficiente, a concessão de crédito não deveria existir, já que o comprador obteria recursos por meio de alguma instituição financeira (ASSAF NETO, 2012). Contudo, segundo o autor, não é assim que ocorre e há ao menos cinco possíveis explicações para esse fato. São elas:

- a) o acesso ao mercado de capitais não é igual entre compradores e vendedores;
- b) existe conteúdo informacional na concessão de crédito. Por exemplo, a aceitação de uma taxa de juros acima do custo de oportunidade pelo comprador pode sinalizar a insolvência desse último;
- c) incentiva compras regulares no caso de uma empresa sazonal;
- d) estratégia mercadológica. Por exemplo, incentivar a venda por impulso;
- e) impossibilidade tecnológica de vender à vista. É a situação dos serviços públicos em geral.

Dessa forma, fica evidente que nem o mercado de crédito bancário, nem o mercado de capitais conseguem atender amplamente as empresas em todas as necessidades.

2.2.1 Estágios de insolvência

Conforme Ross, Westerfield e Jaffe (2011, p. 683), a insolvência pode ser decorrente de fluxo ou de saldo. A insolvência baseada em fluxo pode ser representada pela falta de liquidez momentânea e a de saldo decorre de valor econômico negativo (passivo a descoberto).

Na visão de Altman e Hotchkiss (2006, p. 5), os insucessos empresariais têm sido definidos por diversos conceitos, buscando caracterizar o problema. Dos vários conceitos existentes, quatro deles são recorrentes na literatura: insuficiência, *default*, insolvência e falência. A seguir, são apresentados os conceitos na visão desses autores:

a) Insuficiência - pelo critério econômico, equivale a taxas de retorno de investimento significativa e continuamente mais baixas em comparação a outras de similar investimento. Consequentemente, as receitas são insuficientes para cobrir os custos. Os autores observam que uma empresa pode permanecer com insuficiência econômica por muitos anos.

b) *Default* - ocorre quando o credor viola cláusula contratual passível de ação legal. Os autores classificam os *covenants* de um empréstimo como exemplo de *default*. Segundo os autores, raramente essas violações levam à falência. Por outro lado, a falta de pagamento de um empréstimo, geralmente com juros periódicos, tem maior chance de ser reconhecido como um *default* legal.

c) Insolvência - é caracterizado pela falta de liquidez ou incumprimento de uma obrigação. Pode ser uma condição temporária. Os autores chamam a atenção para a insolvência no sentido de falência, em que a situação é muito mais crítica e indica uma condição crônica e não temporária. A insolvência, no sentido de falência, é caracterizada pelo passivo a descoberto.

d) Falência – de acordo com os autores, um tipo de falência pode ser caracterizada pela insolvência, dada a posição patrimonial. Um segundo tipo de falência é a formalização da declaração junto à justiça, buscando a liquidação da empresa ou apresentando um programa de recuperação.

Na concepção de Ross, Westerfield e Jaffe (2011, p. 683), uma empresa encontra-se em situação de insolvência quando o fluxo de caixa gerado não é suficiente para cobrir os custos e despesas operacionais. Ainda segundo esses autores, a lista de eventos que caracterizam uma empresa em dificuldades financeiras é extensa, mas eles citam como exemplo a redução de dividendos, o fechamento de fábricas, os prejuízos, a dispensa de funcionários, as renúncias de presidente e a queda substancial do preço das ações.

Quanto às medidas corretivas para retomar o fluxo de caixa operacional adequado, em que pese também haver várias formas de fazê-lo, os autores citam como exemplo a venda de ativos, a fusão, a redução de investimentos e dos gastos com pesquisa e desenvolvimento. Na reestruturação financeira, os exemplos mais comuns são a emissão de novos títulos, a negociação com bancos e credores, a troca de dívida por ações e a entrada de pedido de recuperação judicial.

Conforme Altman e Hotchkiss (2006, p. 13), as razões para a insolvência das empresas são, em sua grande maioria, decorrentes do mau gerenciamento. Todavia, os autores explicam que os motivos que podem levar à insolvência são os mais variados, e exemplificam: desaceleração e desregulamentação do setor, elevadas taxas de juros, competição internacional, aumento da alavancagem, condição macroeconômica, entre outros.

Para Ross, Westerfield e Jaffe (2011, p. 686), a insolvência pode ser um alerta para a empresa. Empresas com maior endividamento tendem a antecipar uma situação de insolvência. No entanto, segundo os autores, empresas que passam por essa situação mais cedo têm um tempo maior para solucioná-la.

Segundo Mário e Aquino (2012), insolvência significa o estado (impossibilidade de cumprir contrato), quebra contratual é o ato e a falência tem significado jurídico. Conforme esses autores, o estudo sobre falência pode ser dividido como demonstrado no quadro 2.

Quadro 2: Cronologia dos estudos relacionados à falência

Linha 1 Previsão de insolvência	Linha 2 Relevância da informação contábil	Linha 3 Procedimentos na falência
Beaver (1966)	Horrigan (1966)	Aghion, Hart e Moore (1992)
Altman (1968)	West (1970)	Aghion, Hart e Moore (1993)
Ball e Brown (1969)	Kaplan e Urwitz (1979)	Hart <i>et al.</i> (1997)
Beaver et al. (1970)	Wakeman (1981)	Hart (2000)
Lev (1974)		
Altman (1977)		
Elgers (1980)		
Ohlson (1970)		
Hillegeist <i>et al.</i> (2002)		

Fonte: adaptado de Mário e Aquino (2012).

A linha de pesquisa 1 diz respeito ao uso de indicadores e dados contábeis em conjunto com o modelo de mercado para estimar risco. A linha 2 foca na identificação da informação contábil, na classificação de risco e, por fim, a 3 está centrada nos procedimentos pós-falência.

Dos autores apresentados na linha 1, de acordo com Servigny e Renault (2004, p. 78), o escore de Altman é a mais famosa aplicação de análise discriminante em pontuação de crédito. Perera (2013, p. 90) considera a análise discriminante de Altman (1968) como a grande evolução na história da análise de crédito e cita o Zeta *analysis*, construído em 1977 também por Altman em conjunto com Halderman e Narayan, como o modelo de maior sucesso no meio acadêmico e comercial do século XX. Fridson e Alvarez (2011) também entenderam que houve refinamento do modelo Zeta em relação ao modelo Z-Score. Segundo os autores, o modelo apresentava elevado poder preditivo.

Abaixo é apresentada a fórmula do Z-Score de Altman:

$$Z_i = 1,2 \times \frac{CG}{AT} + 1,4 \times \frac{LR}{AT} + 3,3 \times \frac{LAJI}{AT} + 0,6 \times \frac{VMPL}{VCP} + 1,0 \times \frac{FT}{AT} \quad (1)$$

Em que,

CG: Capital de giro

AT: Ativo total

LR: Lucros retidos

LAJI: Lucro antes dos juros e impostos

VMPL: Valor de mercado de patrimônio líquido

VCP: Valor contábil do passivo

FT: Faturamento.

Nesse modelo, o ponto de corte entre empresas com baixa e alta probabilidade de inadimplência é 1,81. Dessa forma, quanto maior o escore, melhor sua qualidade, pois a probabilidade de inadimplir é menor. O inverso também é verdadeiro.

No entendimento de Silva (2003, p. 279), o uso de análise discriminante múltipla para previsão de insolvência teve início com Altman e foi um marco para o final dos anos 60. Cabe observar, porém, que, nas pesquisas realizadas para este trabalho, foi encontrado um autor destoante quanto à origem do uso da análise discriminante para prever risco de crédito. Embora Edward Altman seja o modelo mais conhecido para discriminar risco, segundo Tufféry (2011, p. 615), foi David Durand quem primeiro apresentou um modelo de risco de crédito usando análise discriminante em 1941. Conforme o autor, Durand, no trabalho *Risk Elements in Consumer Instalment Financing*, mostrou que o risco de não pagamento por um tomador de empréstimo poderia ser modelado por análise discriminante, considerando as características de um indivíduo.

A primeira pesquisa sobre previsão de insolvência foi a de Fitzpatrick em 1932, realizada entre os anos de 1920 e 1929 nos Estados Unidos, na qual foram comparados dois grupos de empresas, as bem-sucedidas e as falidas (PASCHOARELLI, 2007). Após Fitzpatrick, houve os mais diversos estudos, como o de Winakor e Smith, Merwin, Tamari e Beaver (SILVA, 2003).

Posteriormente a Altman, outros estudos surgiram no exterior. Silva (2003, p. 283) cita, por exemplo, o de Backer e Gosman, que avaliou empresas no período compreendido entre 1947 e 1975, e o de Leticia Elvira Topa. Ela, entretanto, seguiu uma linha de raciocínio diferente da de Altman, ao trabalhar com probabilidade subjetiva utilizando o teorema de Bayes.

Segundo Guimarães e Alves (2009, p. 460), outro que seguiu um raciocínio diferente para a época foi Ohlson. Reconhecendo as limitações da análise discriminante múltipla, ou seja, a violação dos pressupostos da normalidade e igualdade da variância e covariância, Ohlson foi o primeiro a desenvolver um modelo preditivo de insolvência pela técnica da regressão logística. O resultado, todavia, mostrou-se inferior ao de estudos anteriores, realizados por meio de análise discriminante (ALTMAN, 1998 *apud* GUIMARÃES; ALVES, 2009). Ohlson (1980, p. 110) por sua vez observa que muitos estudos referentes à previsão de insolvência foram construídos e testados com base em demonstrativos com data posterior a

insolvência e que dessa forma seria mais fácil de identificar as empresas em condição de insolvência dado que o evento já ocorreu. Por outro lado, o próprio Ohlson testou o modelo dele em condições semelhantes, ou seja, com demonstrativos posteriores a data da ocorrência da insolvência, e a taxa de erro encontrada pelo autor foi maior que a taxa de erro relatada por Altman em 1968, bem como maior que a taxa de erro relatada por Altman em 1977.

Segundo Perera (2013, p. 106), o modelo de Ohlson classificou erroneamente 17,4% das empresas que não entraram em *default* e 12,4% das que entraram. Altman, por sua vez, classificou 95% e 92,8% da amostra corretamente com um ano de antecedência, no modelo Z-Score e Zeta *analysis*, respectivamente.

No Brasil, de acordo com Martins, Diniz e Miranda (2012, p. 241), Stephen C. Kanitz foi o pioneiro na construção de um termômetro de insolvência e fez uso da análise discriminante. Segue a fórmula:

$$Z_i = 0,05 \times \frac{LL}{PL} + 1,65 \times \frac{(AC+RLP)}{ET} + 3,55 \times \frac{(AC-EST)}{PC} - 1,6 \times \frac{AC}{PC} + 0,33 \times \frac{ET}{PL} \quad (2)$$

Em que,

LL: Lucro líquido

PL: Patrimônio Líquido

AC: Ativo circulante

RLP: Realizável a longo prazo

ET: Exigíveis totais

EST: Estoque

PC: Passivo circulante

O termômetro de insolvência de Kanitz varia na faixa de 7 e -7, em que de 0 a 7 é a região de solvência, entre 0 e -3, região de dúvida, e de -3 até -7, a região de insolvência.

Nos mesmos moldes que nos Estados Unidos, Altman, juntamente com Baydia e Dias, dois professores da PUC-RJ, também formularam a previsão de insolvência das empresas no Brasil. Segundo Silva (2003, p. 288), as variáveis explicativas basearam-se no modelo americano de Altman, com adequações visando compatibilizar a utilização do seu modelo com os demonstrativos contábeis brasileiros.

Outros trabalhos conhecidos no Brasil são os de Roberto Elizabetsky e Alberto Matias, ambos da USP, os quais utilizaram a técnica análise discriminante.

2.3 CLASSIFICAÇÃO DE RISCO E A MIGRAÇÃO DE *RATING*

Conforme Ghosh (2012, p. 111), a classificação de crédito informa o grau de risco associado a uma empresa na qual a captura do nível de risco ocorre de uma forma granulada, transmitindo a probabilidade de *default* e o potencial de perda. De acordo com esse autor, existem duas práticas muito comuns usadas pelos bancos atualmente para estimar a expectativa de perda de crédito. A primeira é o conceito clássico: avaliar se houve *default* ou não e construir o modelo nessa base. A segunda considera uma mera deterioração do risco de crédito como *default*, ainda que o *default* não tenha efetivamente ocorrido.

Para Mark, Galai e Crouhy (2004, p. 243), um sistema de classificação de risco atribuirá a cada classe de risco (de cada tomador e de cada operação) uma probabilidade de *default*.

A avaliação de *rating* pode ser baseada em informações qualitativas ou em probabilidades de *default* originadas de um modelo de *scoring*, de modelos estruturais ou outras técnicas (LÖFFLER; POSCH, 2007). A probabilidade de *default* é a base do gerenciamento de risco de crédito (BLUHM; OVERBECK, 2007).

Na visão de Guanguin e Bilardello (2005, p. 272), para a análise de crédito ser útil é fundamental que existam formas de diferenciar a qualidade de crédito ao longo de um espectro que varia de risco e recompensa.

Um bom sistema de avaliação de crédito, para Caouette, Altman e Narayanan (2000, p. 211), deve ser capaz de: (1) ser sensível às mudanças reais na qualidade de risco, (2) ser criterioso ao estabelecer os horizontes de tempo que sejam capazes de discriminar mudanças reais na qualidade do risco, (3) ter estabilidade quando não houver alterações fundamentais no risco, (4) ter uma granularidade que facilite a precificação do risco e, por fim, (5) deve haver consistência na classificação de risco entre setores, portes e localizações.

Sobre o item (1), Servigny e Renault (2004, p. 44) explicam que a escolha do peso dos fatores é crucial para a obtenção das categorias de classificação aderentes ao risco. Esses pesos podem ser definidos qualitativamente, por meio de discussões entre analistas, ou ser extraído quantitativamente por métodos estatísticos.

Um sistema de *rating* permite à gestão de risco de crédito das carteiras, o apreçamento de ativos, a determinação da provisão e do capital econômico (DUARTE JR., 2005). Conforme Prado (2003, p. 345), um sistema de risco de crédito de qualidade traz o benefício da segurança, controle, visão estratégica, transparência e conformidade regulatória para quem empresta os recursos.

Uma matriz de classificação reflete as mudanças esperadas entre as classes de risco de crédito que estão associadas à probabilidade da qualidade creditícia do devedor ao longo do tempo. Um devedor pode evoluir para uma classe de risco melhor ou pior, dependendo dos fatores e pesos os quais compõem a matriz de transição de risco.

Segundo Anderson (2007, p. 150), uma matriz possui algumas características padrão. Uma delas é a diagonal da matriz dominante, significando que a maioria das empresas permanecerá na mesma classe de risco ao longo do período. Um segundo ponto é que pulos acima de duas classes são raros e, quanto mais longe da diagonal, menor será a participação da célula na classe. Um terceiro ponto abordado refere-se à magnitude dos movimentos. Os movimentos são mais extensos para as empresas de maior risco. Por fim, o autor completa que as empresas muitas vezes entram em *default* sem avisar e que movimentos não classificados são mais comuns em empresas de maior risco.

No entender de Sironi e Resti (2010, p. 334), alguns bancos ainda decidem a concessão do crédito com base em uma distribuição binomial, ou seja, *default versus non-default*. Gosh (2012, p. 201) corrobora a afirmação de Sironi e Resti. Segundo esse autor, existem duas práticas sendo adotadas pelos bancos no que concerne à estimação de perda de crédito. A primeira vertente considera somente a probabilidade de *default* e a segunda, a deterioração da qualidade do risco de crédito, mesmo que não tenha ocorrido o *default*.

Conforme Bluhm, Overbeck e Wagner (2003, p. 18), na prática, a classificação de risco de crédito é baseada mais na experiência e no julgamento do analista do que no uso de procedimentos matemáticos para definir essas classificações. Sobre essa questão, Deventer e Imai (2003, p. 135) referem-se aos modelos de crédito quantitativo como mais baratos, mais rápidos e mais acurados na avaliação da qualidade do crédito do que a análise tradicional praticada pela maioria das instituições financeiras.

Na concepção de Resti e Sironi (2010, p. 486), a matriz de risco de crédito é convencionalmente fixada para o prazo de um ano. Bluhm, Overbeck e Wagner (2003, p. 197)

reforçam que a matriz típica estimada é para um ano, mas, para empréstimos nos quais exista a possibilidade de intervenção em prazo menor, a matriz de transição em tempo mais curto pode ser mais interessante.

Löffler e Posch (2007, p. 45) também afirmam que o período frequente para matriz de transição é de um ano, mas que outros períodos também são possíveis. Carling *et al.* (2007, p. 857) corroboram, informando que os modelos de risco de crédito para o evento de *default* é normalmente definido para o prazo de um ano.

Conforme Brito, Corrar e Assaf Neto (2009, p. 30), são realizadas revisões dos *ratings* periodicamente ou quando surgem informações relevantes (específicas da empresa ou macroeconômicas) que possam modificar significativamente o risco.

Para Ghosh (2012, p. 118), em circunstâncias normais, a migração de *rating*, para a maioria das empresas, no período de um ou dois anos, deve ser gradual. Caso não ocorra dentro de condições econômicas normais, haverá a necessidade de revisão da estrutura do modelo de migração de *rating*. Trueck e Rachev (2009, p. 98) ressaltam que uma piora no desempenho da economia não só leva ao aumento da deterioração do risco de crédito e do *default*, como também reduz a taxa de recuperação do crédito.

Sob a ótica de um investidor que possui um título com risco de crédito, Felsenheimer, Gisdakis e Zaiser (2006, p. 196) tecem algumas considerações. A primeira delas é que o risco de crédito é dividido em dois componentes: o risco de *default* e o risco de mudança no preço de mercado (*spread* de crédito). A segunda consideração é que não estão claros os fatores que afetam a visão de mercado do risco de crédito. Podem ser as mudanças de *ratings*, informações de demonstrativos contábeis, a volatilidade implícita dos títulos, entre outros. A terceira consideração aborda que os *spreads* segmentados por *ratings* não são estáveis ao longo do tempo. Por fim, os autores lembram que o grande desafio em modelar risco de crédito se encontra no nível de portfólio, já que existem correlações que precisam ser observadas: a correlação de *default* e a correlação de *spread*.

2.4 MODELOS DE RISCO DE CRÉDITO

Existem diversas metodologias para avaliação de risco de crédito. Laurentis, Maino e Molteni (2010, p. 19) apresentam três modelos de sistemas de classificação de risco, que

podem ser denominados como: a) Abordagem baseada nos especialistas; b) Modelos estatísticos; c) Abordagem numérica e heurística.

A primeira metodologia está baseada na experiência e no conhecimento de especialistas. A segunda trata de modelos desenvolvidos com base em dados, considerando as técnicas estatísticas como uma simplificação do mundo real. Por fim, mais recentemente, surgiu a abordagem numérica e a heurística, em que têm sido aplicadas novas técnicas para a predição de *default*. Geralmente, essas técnicas baseiam-se na aplicação de inteligência artificial (LAURENTIS; MAINO; MOLTENI, 2010).

2.4.1 Cronologia dos modelos de avaliação de risco de crédito

As principais evoluções dos modelos de avaliação de risco de crédito podem ser extraídas da cronologia da moderna análise de crédito de Perera (2013, p. 91). No quadro 3, apresenta-se a evolução dos modelos de risco de crédito ao longo dos anos.

Quadro 3: Cronologia dos modelos de risco de crédito

Ano	Autor	Contribuição
1930	Smith, R.F.; Winakor, A. H.	Primeiro trabalho a usar índices para análise de falências.
1931	Ramser, J. R.; Foster, L. O.	Primeiro trabalho a comparar índices de empresas falidas e não falidas.
1936	Fischer, R. A.	Desenvolveu o processo de análise discriminante.
1962	Cyert, R.M.; Davidson, H.J.; Thompson, G.L.	Foi aplicada a cadeia de Markov na avaliação de carteiras.
1966	Beaver, W.H.	Mostrou que era possível prever falência com até 5 anos de antecedência por meio dos índices contábeis.
1968	Altman, E. I.	Usou análise discriminante para prever falência.
1972	Edmister, R.O.	Apresentou modelo de previsão de falência para pequenas empresas.
1974	Blum, M. P.	Apresentou o <i>falling company model</i> para o governo americano vender empresas que iriam falir.
1977	Deakin, E. B.	Foi um dos primeiros a usar a técnica <i>jackknife</i> para o <i>holdout</i> , alcançando acurácia de 94,4% no treinamento e 83,9% na validação.
1977	Altman, E.I.; Haldeman, R.; Narayanan, P.	Desenvolveram o modelo <i>Zeta analysis</i> . O modelo ficou muito conhecido e foi utilizado em diversos bancos.
1980	Ohlson, J. A.	Foi o pioneiro no uso da regressão logística.
1985	Frydman, H.; Altman, E.I.; Kao, D.L.	Introduziram a metodologia não paramétrica do <i>recursive partitioning algorithm</i> .
1988	Messier, W. F.; Hansen, J. V.	Avaliaram e divulgaram a metodologia dos sistemas considerados precursores da inteligência artificial.
1992	Tam, K. Y.; Kiang, M.Y.	Compararam as redes neurais com outras técnicas.
2005	Min, J. H.; Lee, Y. C.	Utilizaram o método de máquina de vetor suporte.

Fonte: Adaptado de Perera (2013).

Uma empresa, de acordo com Damodaran (2009, p. 25), que busca proteger-se contra todos os riscos provavelmente não gerará lucro, mas aquela que se expõe a tipos errados de risco tem maior chance de sofrer prejuízos do que lucros. Talvez a exposição a tipos errados de risco tenha sido o grande causador da crise de 2008. Para Nóbrega (2010, p. 8), os reguladores do mercado financeiro não enxergaram os riscos que permitiram alavancagens excessivas e incompatíveis com a prudência que deve caracterizar a concessão de crédito.

No concepção de Lowenkron (2010, p. 125), considerando as perdas dos fundos de investimento e a reserva insuficiente de capital para as perdas sofridas pelos grandes bancos norte-americanos, constatou-se que os modelos de risco não eram adequados.

Quanto às agências de classificação de risco, merece destaque a classificação dos CDOs (*Collateralized Debt Obligation*). No Brasil, esse instrumento de dívida foi chamado de obrigação de dívida colateralizada e, de forma bem resumida, trata-se de título lastreado em ativos. As agências de *rating*, ao mensurar o risco das CDOs, não tinham um histórico de referência, por ser um instrumento financeiro novo e inovador. Portanto, os índices de inadimplência da S&P estavam baseados em um modelo estatístico que se mostrou falho na crise *subprime*, descobrindo-se que as CDOs cotadas como AAA resultaram em um calote duzentas vezes maior do que o *rating* sugeria (SILVER, 2012). Para esse autor, o que as agências de classificação fizeram foi transformar incerteza em alguma coisa que parecia ser risco, ou seja, as agências quantificaram títulos de natureza totalmente nova e desconsideraram a enorme incerteza sistêmica que havia.

No entendimento de Mays e Lynas (2010, p. 12), houve quatro deficiências na gestão de modelos de crédito que contribuíram para o desdobramento da crise financeira de 2008. São eles:

- a) foram utilizados modelos customizados para produtos para os quais não foram concebidos.
- b) modelos construídos com dados duvidosos ou falsos.
- c) um excesso de confiança em modelos gerais em detrimento dos modelos customizados.
- d) houve falha no entendimento e gerenciamento do efeito da volatilidade econômica no nível de risco dos clientes.

Segundo Anderson (2007, p. 42), com o aumento do poder computacional, diversas técnicas têm sido utilizadas para prever insolvência, como sistemas especialistas e redes neurais com graus variados de sucesso.

A comparação entre as técnicas mostram, contudo, que as pesquisas têm sido inconclusivas quanto à técnica de melhor poder discriminante. Encontra-se no quadro 4 um resumo de diversos estudos (THOMAS *et al.*, 2002 *apud* ANDERSON, 2007).

Quadro 4: Comparação das técnicas de predição (% corretamente classificado) conforme estudo de Thomas

Autor	Regressão Linear	Regressão Logística	Árvore de decisão	Programação linear	Redes neurais	Algoritmo genético
Henley (1995)	43,4	43,3	43,8	-	-	-
Boyle <i>et al.</i> (1992)	77,5	-	75,0	74,7	-	-
Srinivisan e Chakrin (1987)	87,5	89,3	93,2	86,1	-	-
Yobas <i>et al.</i> (1997)	68,4	-	62,3	-	62,0	64,5
Desai <i>et al.</i> (1997)	66,5	67,3	-	-	66,4	-

Fonte: Adaptado de Anderson (2007).

No Brasil, Barth (2003, p. 81) também comparou as técnicas e obteve os resultados expostos no Quadro 5.

Quadro 5: Comparação das técnicas de predição (% corretamente classificado) conforme estudo de Barth

Método	Amostra de desenvolvimento	Validação
Análise discriminante	89,1	84,8
Regressão Logística	91,3	89,1
Redes Neurais	97,8	89,1
Algoritmos genéticos	93,5	87,0

Fonte: Adaptado de Barth (2003).

Para Paschoarelli (2007, p. 43), a rede neural, na última década do século passado, produziu resultados muito animadores. Todavia, o autor não apresenta nenhum quadro comparativo com outras técnicas que venham a corroborar essa afirmação.

Castro Jr. (2003, p. 162) faz um comparativo entre três técnicas: análise discriminante, regressão logística e redes neurais. Em seu estudo, a última técnica revelou maior poder discriminante do que a regressão logística. A técnica regressão logística, por sua vez, teve melhor desempenho que a análise discriminante.

Hajek (2010, p. 2) reconhece também o poder discriminante das redes neurais. Porém, assim como Paschoarelli, não apresenta nenhum quadro comparativo com outras técnicas e revela que as redes neurais têm a desvantagem de não extrair conhecimento do aprendizado.

Almeida e Siqueira (1997, p. 6) fazem a comparação entre regressão logística e redes neurais para prever insolvência dos bancos brasileiros. Nesse estudo, a regressão logística mostrou maior poder de discriminação. Os autores, entretanto, alertam para a vantagem das

redes neurais quando da ocorrência de variáveis faltantes nas observações nas quais as redes neurais têm a capacidade de tratar essas faltas.

Mais recentemente, Abdou e Point (2011) fizeram uma revisão da literatura sobre *credit scoring*. Foram analisados 214 estudos em *credit scoring* quanto à avaliação de critérios e técnicas estatísticas utilizadas, principalmente, no segmento de finanças e bancos. As conclusões do estudo, após comparar as diferentes técnicas, indicam que as mais sofisticadas, como redes neurais, *performam* melhor do que as mais convencionais como a regressão logística. Todavia, a capacidade preditiva de ambas as abordagens estão tão próximas que é difícil distinguir desempenho entre elas.

Segundo Laurentis, Maino e Molteni (2010, p. 244), abordagens com diferentes técnicas de classificação de risco possuem graus distintos de aceitação pelos usuários de bancos. Modelos construídos com base na experiência de especialistas são mais facilmente aceitos, pois replicam uma cultura comum. Sistemas de lógica *fuzzy* exigem um maior grau de conhecimento técnico devido, por exemplo, à mudança de pesos das variáveis em contextos diversos. Já as redes neurais apresentam a desvantagem de não explicitar a importância das variáveis, conforme abordado anteriormente por Hajek.

De acordo com Tufféry (2011, p. 561), as redes neurais são raramente usadas para modelos preditivos porque as vantagens obtidas por esse sistema não compensam as fraquezas que trazem. Cita, ainda, os inconvenientes, como a natureza opaca, a dificuldade de definir parâmetros corretamente e a falta de testes estatísticos apropriados. Observa, também, que as redes neurais são propensas a *overfitting* (ajuste a uma amostra específica sem a capacidade de generalização para a população), se o número de neurônios na camada oculta é grande. Por outro lado, se o número de neurônios é baixo, a qualidade do ajuste tende a se aproximar da regressão logística.

Talvez por essas razões, Rasero (2008, p. 84) enfatize que, entre todos os modelos de escolha binária, o modelo logístico é o padrão utilizado tanto no mercado quanto na academia. Mays e Lynas (2010, p. 63) também afirmam que a regressão logística é o método mais utilizado pelos construtores de escores de crédito.

Considerando que as técnicas apresentam desempenhos similares, que a regressão logística permite o conhecimento da relevância das variáveis, quando comparada com redes neurais, e, quando comparada com a análise discriminante, tem a vantagem do relaxamento

dos pressupostos estatísticos, foi adotada a opção de construir o modelo pela técnica da regressão logística.

2.4.2 O modelo logístico

O modelo logístico (comumente chamado de modelo logit pelos economistas econométricos) foi apresentado em 1944 por Joseph Berkson. Em seus estudos biológicos, ele derivou o modelo logístico de uma regressão probit, ou seja, Berkson substituiu a função sigmoide (função distribuição acumulada inversa à normal), usada no probit por uma função logística (HILBE, 2009).

O método estatístico regressão logística, segundo Laurentis, Maino e Molteni (2010, p. 54), pertence à família dos modelos lineares generalizados em razão do relaxamento de alguns pressupostos estatísticos considerados nos clássicos modelos lineares, como a relação linear entre variáveis dependente e independente ou a necessidade de homocedasticidade dos erros. De acordo com Hilbe (2009, p. 385), a regressão logística multinomial é uma extensão da regressão binomial. No entanto, em vez dos níveis de relacionamento estarem calcados na razão de chance, na regressão logística multinomial, a relação entre as variáveis se dá por meio da razão de risco relativo. Fazendo uma breve revisão da regressão logística binária, tem-se:

Probabilidade (evento) = $\frac{e^{\alpha+B_1X_1+B_2X_2+\dots+B_kX_k}}{1+e^{\alpha+B_1X_1+B_2X_2+\dots+B_kX_k}}$, onde X_1, X_2, \dots, X_k são as variáveis preditoras. A mesma expressão pode ser vista sob a ótica da razão de chance de um evento ocorrer, ou seja, razão de chance do evento = $\frac{\text{Probabilidade do evento}}{1-\text{probabilidade do evento}}$ ou, dito de outra forma, a razão de chance do evento = $\frac{\text{Probabilidade do evento}}{\text{probabilidade do não evento}} = e^{\alpha+B_1X_1+B_2X_2+\dots+B_kX_k}$. Assim, a regressão logística binária resulta em duas categorias: evento, não evento (SPSS, 2006).

Neste trabalho, a regressão logística utilizada foi a multinomial, pois existem mais de duas categorias para serem descritas nos resultados. Nesse tipo de regressão, é avaliada a probabilidade de escolher uma categoria sobre as outras.

A formulação geral da função *log-likelihood*, segundo Hilbe (2009, p. 386) pode ser expressa como:

$$L(\beta) = \sum_{i=1}^n \{y(x' \beta) + \dots + y(x' \beta_k) - \ln(1 + e^{(x' \beta_1)} + \dots + e^{(x' \beta_k)})\}, \quad (3)$$

$$\text{onde } (x' \beta) = \ln \left[\frac{\text{pr}(y=j|x)}{\text{pr}(y=1|x)} \right], j=1,2,\dots,k.$$

Existem k níveis de j e cada nível está associado às observações de x. Assim, a relação entre categorias, por exemplo, 2 e 1, e 3 e 1, são expressas como:

$$(x' \beta_1) = \delta_1(x) = \ln \left[\frac{\text{Pr}(y=2|x)}{\text{Pr}(y=1|x)} \right] = \beta_{01} + \beta_{11}x_{11} + \dots \quad (4)$$

$$(x' \beta_2) = \delta_2(x) = \ln \left[\frac{\text{Pr}(y=3|x)}{\text{Pr}(y=1|x)} \right] = \beta_{02} + \beta_{12}x_{12} + \dots \quad (5)$$

Assim, a probabilidade condicional de cada categoria, tendo a categoria 1 como referência, pode ser representada como expresso a seguir:

$$\text{pr}(y = 1 | x) = \frac{1}{1 + e^{(x' \beta_2)} + e^{(x' \beta_3)}} \quad (6)$$

$$\text{pr}(y = 2 | x) = \frac{e^{(x' \beta_2)}}{1 + e^{(x' \beta_2)} + e^{(x' \beta_3)}} \quad (7)$$

$$\text{pr}(y = 3 | x) = \frac{e^{(x' \beta_3)}}{1 + e^{(x' \beta_2)} + e^{(x' \beta_3)}} \quad (8)$$

As probabilidades condicionais podem ser colocadas na seguinte forma generalizada:

$$\text{pr}(y = j | x) = \frac{e^{(x' \beta_j)}}{\sum_{j=0..k} e^{(x' \beta_j)}} \quad (9)$$

Neste trabalho, as quatro categorias de resultados são empresas saudáveis, insolvência por insuficiência de fluxo, insolvência por insuficiência de saldo e recuperação judicial. A categoria de referência são as empresas saudáveis. Após codificadas, cada uma das categorias recebe um valor, por exemplo: (0) para recuperação judicial, (1) para insuficiência por fluxo, (2) para insuficiência por saldo e (3) para empresas saudáveis, e são criadas três razões de risco relativo:

$$\delta(0) = \frac{\pi(0)}{\pi(3)} = \frac{\text{pr}(\text{recuperação judicial})}{\text{pr}(\text{empresa saudável})} \quad (10)$$

$$\delta(1) = \frac{\pi(1)}{\pi(3)} = \frac{\text{pr}(\text{insuficiência por fluxo})}{\text{pr}(\text{empresa saudável})} \quad (11)$$

$$\delta(2) = \frac{\pi(2)}{\pi(3)} = \frac{\text{pr}(\text{insuficiência por saldo})}{\text{pr}(\text{empresa saudável})} \quad (12)$$

Onde $\pi(j)$ é a probabilidade de resultado da categoria j e pode ser expressa como $\pi(j) = \frac{g(j)}{\sum_{i=0}^j g(i)}$. As razões de probabilidade acima podem ser relacionadas às variáveis preditoras de uma forma similar ao modelo de regressão logística binária. Considerando que a categoria de referência é a empresa saudável, tem-se:

$$\ln\left(\frac{\pi(0)}{\pi(3)}\right) = \ln\left(\frac{\text{pr}(\text{recuperação judicial})}{\text{pr}(\text{empresa saudável})}\right) = \alpha_0 + \beta_{01}X_1 + \beta_{02}X_2 + \dots + \beta_{0K}X_k \quad (13)$$

$$\ln\left(\frac{\pi(1)}{\pi(3)}\right) = \ln\left(\frac{\text{pr}(\text{insuficiência por fluxo})}{\text{pr}(\text{empresa saudável})}\right) = \alpha_1 + \beta_{11}X_1 + \beta_{12}X_2 + \dots + \beta_{1K}X_k \quad (14)$$

$$\ln\left(\frac{\pi(2)}{\pi(3)}\right) = \ln\left(\frac{\text{pr}(\text{insuficiência por saldo})}{\text{pr}(\text{empresa saudável})}\right) = \alpha_2 + \beta_{21}X_1 + \beta_{22}X_2 + \dots + \beta_{2K}X_k \quad (15)$$

A relação entre qualquer uma das categorias, sem ser as empresas saudáveis, pode ser obtida subtraindo-se o log natural das expressões: $\ln\left(\frac{\pi(1)}{\pi(2)}\right) = \ln\left(\frac{\pi(1)}{\pi(3)}\right) - \ln\left(\frac{\pi(2)}{\pi(3)}\right)$.

2.4.3 Características, vantagens e limitações dos modelos de risco de crédito

Na concepção de Davis (1999), existem três tipos de escoragem de crédito. São eles:

- a) modelos preditivos - buscam prever a capacidade de o cliente pagar suas contas. Normalmente, usado antes de oferecer o crédito;
- b) modelos de risco - tentam prever se os clientes vão pagar ou prorrogar para uma possível inadimplência;
- c) modelos de *default* - objetivam prever se o cliente é um candidato à falência.

Conforme Sicsú (2010, p. 4), medir risco de crédito a partir de técnicas quantitativas traz vantagens. O autor cita como exemplo a consistência nas decisões, decisões rápidas, decisões adequadas (como a precificação das operações), decisão à distância, permite mensurar de forma mais apurada a aderência aos requisitos dos órgãos reguladores e, por fim, abre a possibilidade de monitorar e gerenciar um portfólio de crédito, tarefa inviável sem a quantificação de risco individual.

A despeito das inúmeras vantagens de um modelo de *credit scoring*, Ureche-Rangau e Ouertani (2010) observam algumas desvantagens, como a dificuldade em considerar aspectos qualitativos da empresa e a deterioração do risco dos devedores (um dos objetivos deste estudo) antes do efetivo *default*. Assaf Neto e Silva (2012, p. 144) reforçam que incorporar informação qualitativa ao modelo é difícil.

Para Ghosh (2012, p. 82), é comum os bancos darem um valor muito grande às decisões de *rating* ou *credit scoring* e isso pode levar ao crescimento da inadimplência, caso a estrutura de avaliação não seja compreensível ou o modelo não seja periodicamente testado para validação. Pode ocorrer, ainda, de o modelo ser impreciso se algumas variáveis discriminantes vitais não estão acessíveis. Os *defaults* seriam menores se os tomadores de decisão considerassem outros aspectos do crédito além do grau do risco dado por esses instrumentos quantitativos.

Bluhm, Overbeck e Wagner (2003, p. 19) observam que as ferramentas estatísticas são a primeira indicação do *rating* de uma empresa, mas, devido a vários fatores não mensuráveis subjacentes ao *rating*, a responsabilidade pelo *rating* final é do analista.

Conforme Bluhm e Overbeck (2007, p. 5), o maior desafio na construção de um modelo de *rating/scoring* é o balanceamento entre os chamados erros tipo 1 e tipo 2. Enquanto o primeiro se refere à empresa aprovada que gera *default*, o segundo diz respeito à empresa erroneamente rejeitada. Ambos os erros impactam no patrimônio do concessor do crédito de formas e severidades distintas. Enquanto o erro tipo 1 afeta o patrimônio por meio do *default*, o tipo 2 compromete o patrimônio em razão da perda de negócios/mercado.

Na visão de Resti e Sironi (2009, p. 371), os problemas decorrentes da escoragem de créditos podem ser resumidos conforme segue:

- a) Os modelos tratam geralmente os solventes e insolventes e existem diferentes graus de insolvência a serem tratados.

- b) As variáveis independentes variam ao efeito do ciclo econômico, variáveis do mercado financeiro, variáveis qualitativas (gestão, por exemplo), entre outros fatores.

Para Laurentis, Maino e Molteni (2010, p. 117), uma variável é relevante para prever eventos quando não está somente correlacionada pela chance de o evento ocorrer, mas também por haver uma ligação do evento com a teoria econômica/teoria financeira.

Modelos de escoragem de crédito não capturam, segundo Resti e Sironi (2009, p. 372), fatores qualitativos que podem ser preponderantes para discriminar o risco de crédito das empresas. Os autores citam como exemplo o ciclo econômico e a capacidade dos gestores na condução da empresa. Conforme Silver (2013), para uma boa previsão, é fundamental considerar outras informações além da quantitativa.

- c) As empresas da amostra a ser estimada devem pertencer, dentro do possível, a um mesmo setor.

No entender de Servigny e Renault (2004, p. 107), diversos fatores devem ser avaliados ao se construir um modelo. São eles:

- a) Desempenho: capacidade preditiva

Para Siddiqi (2006, p. 60), a escolha das variáveis para serem incluídas na amostra de desenvolvimento do modelo é uma parte crítica. Frydman, Altman e Kao, em seu artigo *Introducing recursive partitioning for financial*, escolheram as variáveis do modelo por conveniência, de acordo com o poder discriminante (PERERA, 2013). Carling *et. al* (2007, p. 853) excluíram as variáveis com ausência de qualquer correlação ou relação monotônica com o risco de *default*.

Na concepção de Field (2009, p. 183), a multicolinearidade representa um grande problema para validar uma regressão, pois a elevada correlação entre duas ou mais variáveis provoca a exclusão do modelo de bons previsores, dificulta a avaliação da importância individual de cada um dos previsores e provoca o aumento da variância dos coeficientes, resultando em uma equação com previsores instáveis.

Mays e Lynas (2010, p. 98) reforçam a importância da eliminação da multicolinearidade, que pode causar a instabilidade das estimativas, aumenta a chance de *overfitting* e, por fim, não permite a interpretação das variáveis explicativas.

Para reduzir a multicolinearidade, Field (2009, p. 202) sugere que as variáveis tenham uma inflação de variância (VIF) abaixo de 10, tolerância acima de 0,20 e VIF média ao redor de 1. Segundo Chatterje e Hadi (2012, p. 250), a ausência de qualquer relacionamento linear apresenta VIF igual a 1. Para Fávero *et al.* (2009, p. 359), valores acima de 5 já podem provocar problemas de multicolinearidade. De acordo com Maroco (2003, p. 415), o VIF tem adequada utilização quando mais de duas variáveis forem colineares, pois a matriz de correlação nessa situação pode não detectar essa associação nos coeficientes de correlação bivariados. Para o mesmo autor, um VIF maior que 5 indica problema com estimação de β_i (coeficiente da variável independente). Relativamente à tolerância, quando próxima de 0, indica que o coeficiente é instável (MAROCO, 2003).

- b) Acessibilidade e qualidade dos dados: capacidade de superar dificuldades como dados faltantes ou *outliers*

Conforme Tufféry (2011, p. 52), os valores extremos de variáveis contínuas, ainda que não cheguem a ser anomalias, afetam alguns métodos, especialmente, a regressão logística, a análise discriminante e outros que se baseiam no cálculo da variância. Ainda segundo o mesmo autor, a substituição de variáveis deve ser realizada com extremo cuidado, pois, mesmo as observações com dados faltantes, tendem a ser observações atípicas e a substituição pela média ou mediana provavelmente não será um bom representante do dado faltante.

- c) Entendimento dos usuários

Os usuários precisam entender o funcionamento do modelo para serem capazes de conhecer o limite do modelo e saber quando é aplicável.

- d) Robustez do modelo para novos dados: capacidade de generalização

O modelo precisa ter capacidade de generalização, ou seja, precisa funcionar bem em outras amostras além da amostra que foi treinado.

- e) Tempo requerido para calibrar e recalibrar o modelo

Esse é outro fator importante. Os modelos precisam ser acompanhados para verificar se as respostas obtidas estão próximas das respostas obtidas no treinamento. Caso não estejam é provável que haja a necessidade de uma revisão e/ou recalibragem do modelo.

Os conceitos de Servigny e Renault (2004, p. 107), são relevantes. No entanto, o foco deste trabalho está direcionado para a acessibilidade e qualidade dos dados, e a capacidade preditiva do modelo.

2.4.4 Limitações do tamanho da amostra

Com a aceleração do desenvolvimento da informática, a partir dos anos 70, a abordagem estatística ganha importância no suporte à tomada de decisão de crédito para grandes volumes de propostas (SANTOS, 2009). Contudo, qual o tamanho de amostra necessário para um modelo discriminante de risco de crédito ser significativo?

De acordo com Silva (2003, p. 317), não há uma regra precisa. Todavia, é necessário que a amostra seja suficiente para dar confiabilidade às estimativas. Sicsú (2010, p. 45) assevera que, com um total de 500 clientes maus (inadimplentes), é possível construir modelos bastante confiáveis. Mays (2004, p. 78) confirma que o número de clientes maus é um fator limitante. Embora alguns desenvolvedores construam modelos com 300 clientes maus, a maioria ficaria mais confortável com ao menos 1.000 em uma amostra de desenvolvimento e alega que o ideal seria mesmo alguns milhares.

Conforme Anderson (2007, p. 350), existem modelos construídos no ambiente acadêmico com apenas 40 maus clientes, mas eles nunca foram testados na prática. No entanto, são muito comuns modelos desenvolvidos com 400 clientes maus, desde que recebam maior validação e acompanhamento. Para Laurentis, Maino e Molteni (2010, p. 115), sob uma ótica diferente, dado que o modelo foi estimado e as classes de risco definidas, alguns testes estatísticos requerem pelo menos cinco casos de *default* por classe. Os autores observam, entretanto, que o tamanho da amostra depende do número de classes de *rating* e da distribuição de *defaults* por classe.

No entendimento de Hosmer, Lemeshow e Sturdivant (2013, p. 402), existem poucos trabalhos sobre tamanho da amostra para regressão logística e, segundo esses autores, o ponto focal para determinar o tamanho da amostra é o número de eventos por covariável.

Um ponto fundamental abordado por Agresti e Finlay (2012, p. 152) refere-se à complexidade da análise. Em resumo, afirmam que, quanto maior o número de variáveis

independentes, maior será o tamanho da amostra necessário. É importante ter uma amostra grande, pois uma amostra maior permite melhores estimadores para a regressão logística (PESTANA; GAGEIRO, 2009). Para Lattin, Carroll e Green (2011, p. 409), um número insuficiente de observações compromete a capacidade de o modelo fornecer estimativas confiáveis do parâmetro.

Coster (2009, p. 6) aborda que uma regra usualmente utilizada é que se deve ter pelo menos 10 observações do evento mais raro para cada variável independente do modelo. Ainda, segundo o estudo do autor, essa regra vale bem para estimar os coeficientes do modelo. Conforme Field (2009, p. 181), outra regra prática é ter 10 ou 15 observações para cada previsor do modelo.

Uma terceira regra para o cálculo do tamanho mínimo de uma amostra é fazer um duplo teste e adotar o valor maior. O primeiro teste para o modelo e o tamanho mínimo recomendável é $50+8K$, onde K é o número de variáveis independentes. O segundo teste é para avaliar as variáveis independentes individualmente e o tamanho mínimo é $104+K$ (GREEN *apud* FIELD, 2009).

Segundo Field (2009, p. 181), as regras práticas são um bom guia, mas são apenas simplificações. De fato, de acordo com o autor, o tamanho necessário da amostra depende da qualidade com que as variáveis independentes realizam a previsão e o poder estatístico tido como objetivo.

Peduzzi *et al.* (1996) estudou o número de variáveis necessárias para a obtenção de resultados confiáveis para estimar os coeficientes da regressão logística e concluiu que, no mínimo, 10 observações por parâmetro são necessárias para evitar problemas de estimação das variâncias.

Fazendo uma comparação do tamanho da amostra desta pesquisa com alguns outros trabalhos acadêmicos, que representam os principais avanços na análise de crédito, a amostra coletada de 108 empresas está 25% abaixo da mediana (143 empresas), mas é maior do que, por exemplo, nos notórios trabalhos de Altman no Z-Score e Zeta *Analysis*.

O quadro 6 faz um resumo do tamanho de amostra utilizada em diversos trabalhos referente a risco de crédito partindo do ano de 1931.

Quadro 6: Tamanho da amostra em alguns trabalhos acadêmicos relacionados a risco de crédito

Autor	Ano	Tamanho da amostra
Ramser e Foster	1931	173 empresas
Fischer	1936	150 plantas
Beaver	1966	158 empresas, 50% falidas
Altman	1968	66 empresas, 50% falidas
Wilcox	1971	104 empresas, 50% falidas
Edmister	1972	42 empresas falidas *
Blum	1974	230 empresas, 50% falidas
Libby	1975	60 empresas, 50% falidas
Deakin	1977	143 empresas, 44% falidas
Altman, Haldeman, Narayanan	1977	111 empresas, 48% falidas
Ohlson	1980	2.163 empresas, 5% falidas
Zmijewski	1984	1.681 empresas, 5% falidas
Frydman, Altman e Kao	1985	200 empresas
Messier e Hansen	1988	46 empresas, 65% falidas**
Tam e Kiang	1992	118 bancos, 50% falidos
Min e Lee	2005	1.888 empresas

Fonte: adaptado de Pereira (2013).

*A amostra refere-se ao trabalho com três demonstrativos financeiros. Com apenas 1 demonstrativo financeiro, a amostra subiu para 562 empresas.

** A amostra desdobra-se em 16 empresas não falidas, 16 falidas e 14 falidas para validação.

Pestana e Gageiro (2009, p. 150) sugerem, para reduzir o impacto, seja no caso de uma amostra pequena, seja no caso de um número de parâmetros muito elevado em relação ao número de observações, o uso do método *conditional maximum likelihood*. Esse método pode ser obtido por meio do método *stepwise*, quando, após cada etapa de agregação de uma variável, é avaliado se alguma variável que já havia sido selecionada pode ser descartada (CHARNET *et al.*, 2008).

Barreto (2011, p. 131) reforça que, no caso de muitas variáveis preditoras candidatas, o melhor caminho pode ser realmente o uso do método *stepwise*. Figlewski, Frydman e Liang (2012, p. 96) usaram esse mesmo artifício para tornar o modelo construído por eles parcimonioso, deixando apenas as variáveis significativas no nível de 5% ou menos. O procedimento usado por esses autores foi o *backward*, ou seja, inicia-se o processo com todas as variáveis e são eliminadas as menos significantes.

2.4.5 Variáveis consideradas no modelo e em estudos anteriores

Conforme informado anteriormente, o modelo deste trabalho testará os blocos de variáveis gestão, indicadores contábeis, porte da empresa, preço das ações, *proxies* da economia e migração de *rating*. Os motivos da escolha desses blocos e das variáveis estão

relacionados a pesquisas anteriores ou estão ligados à teoria de alguns autores de notório saber na área.

2.4.5.1 Gestão

Para Altman e Hotchkiss (2006, p. 13), a falta de gestão é a principal razão da insolvência na maioria das empresas. Karamzadeh (2013, p. 2008) também compartilha da mesma opinião de Altman e Hotchkiss.

Segundo Krauter, Souza e Luporini (2006), as variáveis dos modelos de previsão de solvência não foram capazes de capturar os escândalos empresariais que têm uma característica em comum: as más práticas de governança corporativa. Conforme esses autores, as melhores práticas de governança levam a maior e melhor monitoramento da empresa.

2.4.5.2 Indicadores contábeis

Os indicadores contábeis são largamente utilizados nos modelos de previsão de insolvência. Fitz Patrick (1932), Beaver (1966), Altman (1968) e Ohlson (1980) foram alguns dos autores que utilizaram os indicadores contábeis em seus modelos.

Um dos maiores problemas dos modelos que usam esses indicadores diz respeito a quais devem ser escolhidos (PASCHOARELLI, 2007). Segundo Matias (2009, p. 238), para as empresas que possuem patrimônio líquido negativo, não faz sentido calcular qualquer tipo de indicador no qual o patrimônio líquido entra como denominador de forma isolada. No caso específico do indicador de rentabilidade, o autor reforça que, nas operações em que a empresa apresentou prejuízo e na mesma data incorria em patrimônio líquido negativo, teremos uma rentabilidade positiva, o que, de forma alguma, seria um retrato da realidade.

Málaga (2012, p. 238) chama esse efeito de ilusão de ótica, reforçando a falta de sentido do indicador nessas condições. Segundo Laurentis, Maino e Molteni (2010, p. 127), o indicador rentabilidade do patrimônio líquido não é uma variável monotônica e não existe qualquer transformação algébrica simples que possa ser realizada para mudar essa condição. Na visão desses autores, uma variável está monotonicamente relacionada à probabilidade de

inadimplência se o deslocamento da variável ocorre sempre na mesma direção para todos os valores possíveis de probabilidade de inadimplência.

Outro problema particularmente grave na análise dos indicadores financeiros diz respeito ao fato de muitas empresas ligadas a grupos econômicos possuírem linhas de negócios distintas e, por essa razão, as demonstrações financeiras consolidadas não se adaptam à realidade de nenhuma empresa ou setor específico (ROSS; WESTERFIELD; JORDAN, 2002).

2.4.5.3 Porte

Segundo Deventer e Imai (2003, p. 130), o porte da empresa é uma das variáveis mais utilizadas por construtores de escore de crédito no mundo. Omiti-la em um modelo pode significar um desempenho aquém do que poderia ser obtido no caso da inclusão dessa variável.

Chava e Jarrow descobriram que o tamanho relativo da empresa propicia maior curva ROC ao modelo. A curva ROC (Receiver Operating Characteristic) é um instrumento usado para medir a capacidade de discriminação de um modelo. Quanto menor o erro tipo I (empresas que ficaram insolventes e o modelo não previu) e o erro tipo II (empresas classificadas como potencialmente insolventes erroneamente) melhor é a qualidade do modelo (PESTANA; GAGEIRO, 2009).

No modelo de Chava e Jarrow, o tamanho da empresa foi medido pelo log da razão entre o valor de mercado da empresa e o valor da NYSE (CHAVA; JARROW *apud* DEVENTER; IMAI, 2003).

Shumway (1999, p. 16) e Hilscher e Wilson (2013, tabela 2) também incluíram em suas respectivas pesquisas sobre previsão de falência a mesma variável e da mesma forma. Hilscher e Wilson, no entanto, fizeram o cálculo utilizando a S&P 500, e não a NYSE.

Diferentemente de Deventer e Imai, Bonfim (2009, p. 298) também considerou o tamanho da empresa em sua pesquisa, mas não encontrou relevância nessa característica quanto ao *default*. A autora apresentou resultados aparentemente contraditórios na estatística descritiva, nos quais as microempresas apresentam menor frequência de *default* que as

pequenas empresas. As pequenas apresentaram menor frequência de *default* que as médias e estas apresentaram menor frequência de *default* que as grandes empresas. Em resumo, pela estatística descritiva obtida nesse trabalho, quanto maior a empresa, maior a frequência de *default*, o que é contraintuitivo. Blöchlinger, Leippold e Maire (2012, p. 14) também não encontraram relevância da variável tamanho da empresa em seu estudo.

Amato e Furfine (2003, p. 3) consideraram o tamanho da empresa em seu estudo por entenderem que esse indicador é relevante para discriminar risco. Esses pesquisadores mediram o tamanho da empresa de duas formas: valor de mercado e ativo total. Ambos os indicadores foram deflacionados. Hwang, Chung e Chu (2010, p. 126) usaram o logaritmo na base 10 do total dos ativos para medir o tamanho da empresa.

Conforme Perera (2013, p. 104), Altman, Haldeman e Narayanan e Ohlson também utilizaram o indicador tamanho da empresa em seus modelos. Altman, Haldeman e Narayanan mediram o tamanho pelo valor total do ativo. Já Ohlson mediu o porte da empresa pelo indicador $\log \frac{\text{ativo total}}{PNB}$.

2.4.5.4 Preço das ações

Na concepção de Anderson (2007, p. 122), o preço das ações está relacionado a todos os cinco C's do crédito. No quadro 7 é apresentado quais informações são relevantes e em que abrangência.

Quadro 7: Fonte de dados x 5 C's do crédito

Fonte de dados	capacidade	capital	condições	caráter	colateral
Informações dos funcionários	✓	✓	✓	✓	✓
Preço dos títulos	✓	✓	✓	✓	✓
Demonstrações financeiras	✓	✓			
Setor e Região			✓		
Histórico de pagamento				✓	

Fonte: Adaptado de Anderson (2007).

Koopman *et al.* (2006, p. 8) utilizaram o retorno e a volatilidade do S&P 500 como um dos indicadores que explicam as migrações de classificação de risco de crédito e eventuais *defaults*. Ambos os indicadores se mostraram relevantes no estudo.

Pu e Zhao (2012, p. 1099) pesquisaram a influência das variáveis da empresa, setor, mercado e macroeconômicas sobre o *spread* dos *credit default swap* (CDS). Os CDS são um instrumento de derivativo que visa a dar proteção contra a inadimplência. Dessa forma, o risco da inadimplência é do vendedor das CDS, e não do credor. Os autores usaram, entre outras, as variáveis retorno e volatilidade mensal das ações. Concluíram que ambas estão correlacionadas significativamente com o *spread* dos CDS.

Para Figlewski, Frydman e Liang (2012, p. 95), a *performance* do mercado acionário é o indicador que mede, de forma mais ampla, a qualidade das empresas. Esses autores utilizaram o retorno e a volatilidade do S&P 500 e o retorno do índice Russel 2000 em seu trabalho. Observaram que o retorno do S&P 500 e do índice Russel 2000 são significantes para indicarem empresas que saem da classificação investimento especulativo em direção à *default*. Por outro lado, obtiveram resultado anômalo ao indicar que o índice S&P 500 está significativamente associado com a redução de intensidade de uma reclassificação do maior para o menor risco.

Louis, Van Laere e Baesens (2013, p. 281) utilizaram o retorno do S&P 500 para prever as transições na classificação de risco de crédito, mas esse indicador não se mostrou relevante em sua pesquisa. Eles, porém, usaram esses índices como *drives* do desempenho da economia.

Na avaliação de Deventer e Imai (2003, p. 130), embora algumas vezes se argumente que o mercado de capitais é eficiente e incorpora toda a informação disponível, incluindo a informação contábil, esses autores discordam. Segundo eles, a informação é voltada para os detentores de ações que recebem grande retorno no caso de sucesso da empresa e grandes prejuízos no caso de insucesso. Esse não é o caso de detentores de dívida, que ficam apenas com as grandes perdas sem ter os grandes retornos em contrapartida. Dessa forma, a informação advinda do mercado de capitais para os detentores da dívida é menos completa.

2.4.5.5 *Proxy* da economia

Existem diversos trabalhos estrangeiros que tratam da relação entre variáveis macroeconômicas e o risco de crédito. Um dos mais recentes é o de Louis, Laere e Baesens (2013), que busca explicar a migração de *rating* de crédito, dentre outras variáveis, por meio

dos fatores macroeconômicos. Os autores concluíram que existe relação entre as variáveis macroeconômicas e as transições de *rating* de crédito. Entretanto, as covariações ocorrem de formas diferentes. Enquanto os bancos com potencial para *upgrade* de classificação têm uma relação positiva com o bônus do tesouro americano e uma relação negativa para a taxa interbancária no prazo de três meses, esta última relação se inverte para o *downgrade* de classificação.

Bonfim (2009), com uma amostra de 30.000 empresas portuguesas, buscou quantificar o risco sistemático e o não sistemático que influenciam o risco de *default*. A autora concluiu que as variáveis econômicas têm importante poder preditivo de *default* e essas variáveis, segundo o estudo da pesquisadora, não se relacionam com as variáveis específicas das empresas. Esse resultado contraria o de vários estudos.

Stefanescu, Tunaru e Turnbull (2009) utilizaram algumas variáveis econômicas e concluíram que o índice da S&P 500 e o índice de atividades do *Federal Reserve* de Chicago (CFNAI), entre todos os indicadores econômicos testados, foram os que apresentaram maior significância e, por isso, limitaram-se a trabalhar com apenas esses dois indicadores econômicos. A conclusão dessa pesquisa foi que essas variáveis têm forte poder preditivo, ou seja, o estado da economia tem forte influência na transição de *rating* de crédito, mas afeta o risco das empresas de formas diferenciadas. As empresas com grau especulativo são muito mais afetadas pelo desempenho da economia do que as de grau de investimento, cabendo observar que as empresas de grau AAA, ou seja, as de muito baixo risco, são muito pouco sensíveis às condições econômicas.

Anteriormente, Nickell, Perraudin e Varotto (2000) concluíram o mesmo, considerando três cenários para a economia: depressão, normal e pico. No mesmo ano, Bangia, Diebold e Schuermann (2000), corroborando os trabalhos anteriores, chegaram à conclusão de que o rebaixamento das classificações e as probabilidades de *default* se elevam significativamente nas fases de contração da economia.

Carling *et al.* (2007, p. 863) concluíram que é essencial unir as variáveis macroeconômicas aos indicadores contábeis das empresas para estimar mais acuradamente o risco de *default*.

Amato e Furfine (2003, p. 5) utilizaram dois tipos de indicadores do ciclo econômico: um para informar se o ciclo é de recessão ou expansão e o outro para declarar o

estado da economia. Para o primeiro indicador, foi usado o índice de recessão da NBER. Esse indicador será explicado mais adiante. Outra medida alternativa utilizada pelos autores foi a capacidade de produção utilizada. Segundo eles, a capacidade de produção tende a se tornar negativa antes do início de uma recessão apontada pelo índice NBER e perdura negativo por alguns trimestres após a recessão haver terminado. O segundo tipo de indicador é uma variação da capacidade de produção utilizada, em que são considerados valores discretos para a taxa de crescimento do Produto Interno Bruto.

Figlewski, Frydman e Lianga (2012) inovaram ao realizar o primeiro estudo relacionando histórico de *rating* com fatores macroeconômicos, utilizando a regressão de Cox. Nessa pesquisa, foram selecionadas 14 variáveis econômicas agrupadas em três categorias: condição geral da economia, direção da economia e condições do mercado financeiro.

No primeiro grupo, estão as variáveis taxa de desemprego, inflação, indicador de recessão NBER e o indicador de atividade do *Federal Reserve of Chicago* (CFNAI). O NBER, de acordo com esses autores, é a sigla de National Bureau of Economic Research e discrimina os períodos de recessão e expansão mediante alguns fatores considerados relevantes pela organização para caracterizar esses períodos.

Anteriormente, Bangia, Diebolde Schuermann (2000) utilizaram esse indicador em seu estudo. O CFNAI é o acrônimo de Chicago Fed National Activity Index. Esse indicador foi desenvolvido por Stock e Watson, em 1999, e foi construído com base em 85 séries econômicas. Stock e Watson entendem que esse indicador único pode ser usado como um bom previsor da inflação e da atividade econômica (STEFANESCU; TUNARU; TURNBULL, 2009).

Para o segundo grupo de variáveis, foram usados os indicadores crescimento real do Produto Interno Bruto, crescimento da produção industrial e mudança na confiança do consumidor. Por fim, o terceiro grupo, condições do mercado financeiro, é contemplado pela taxa de juros do tesouro americano para três meses, taxa de juros do tesouro americano para 10 anos, *performance* do mercado de ações, *spreads* de crédito corporativo, taxa global de *default* dos títulos corporativos. O indicador *performance* do mercado de ações se desdobra em três indicadores, a saber: o retorno do S&P 500, a volatilidade do S&P 500 e o retorno do Russell 2000. Esse último indicador é um extrato do Russell 3000. Enquanto o Russell 3000 mede a capitalização ponderada das 3000 maiores empresas americanas, a Russell 2000 mede

a capitalização ponderada das empresas classificadas entre 1001 e 3000 maiores companhias americanas.

Liu e Xu (2010), em seu trabalho sobre o uso de indicadores econômicos para crédito de consumo, observaram que a taxa de inflação e de desemprego tem elevado poder discriminante. Belloti e Crook (2007, p. 15) também usaram o indicador de desemprego e, além desse, fizeram uso também da taxa de juros como variável relevante para predição de risco. Figlewski, Frydman e Liang (2012, p. 93) também usaram a taxa de juros e a taxa de desemprego, além de incluir a inflação em seu estudo. Louis, Van Laere e Baesens (2013, p. 281) também empregaram a taxa de juros, inflação e taxa de desemprego.

De acordo com a pesquisa de Hilscher e Wilson (2013, p. 5), o risco de crédito está fortemente relacionado com a variação do risco sistemático e a exposição durante recessões e crises financeiras. Isso é compensado por maior prêmio de risco nos *credit default swap* (CDS). Pu e Zhao (2012, p. 1100) também pesquisaram as variáveis que influenciam a mudança de *spread* dos CDS (*credit default swap*) e descobriram associação negativa deste e a mudança na taxa de crescimento do Produto Interno Bruto.

Figlewski, Frydman e Liang (2012) inferiram que, juntando os fatores macroeconômicos às variáveis de transição de *rating*, a significância estatística é aumentada, levando ao maior poder explicativo do modelo. No entanto, nenhuma das quatro variáveis do grupo condição geral da economia foi considerada relevante para risco de *default* quando as variáveis de transição de *rating* e as variáveis do grupo direção da economia e condições do mercado financeiro estavam especificadas no modelo. Para os autores, os dois grupos de variáveis econômicas explicam melhor as transições de aumento de risco. O indicador confiança do consumidor foi estatisticamente significativo no caso de reclassificação para aumento de risco. Contudo, na reclassificação de classes de maior para menor risco, esse indicador não traz poder explanatório. Duas variáveis do grupo condições gerais da economia - alto desemprego e alta inflação - se mostraram fortemente associadas com a redução da intensidade de reclassificação do maior para o menor risco. Esse estudo confirma o resultado de estudos anteriores em que empresas classificadas de baixo risco têm menor chance de *default*.

No Brasil, os trabalhos que consideram o impacto das condições macroeconômicas na insolvência das empresas são bem mais escassos. Contador (1985, p. 26) realizou pesquisa

com empresas do estado de São Paulo e concluiu, por meio de análise empírica, entre outras, que as taxas de juros reais têm efeito direto no volume de títulos protestados.

Mario e Carvalho (2007) buscaram entender as causas da falência a partir da taxa de falência no estado de Minas Gerais. Eles chegaram à conclusão de que a taxa de falência está diretamente ligada ao desempenho da economia, em que se destacaram as variáveis inflação (IPCA), carga tributária (variável desenvolvida especificamente para esse estudo, obtida da combinação do ICMS e o IRPJ), taxa de juros (SELIC) e novas empresas (razão entre constituição de empresas e empresas em funcionamento). Essas variáveis juntas obtiveram R^2 ajustado acima de 0,43. O PIB acumulado (não deflacionado) não se mostrou significativo para o modelo.

Conforme Macedo (*apud* MARIO; CARVALHO, 2007, p. 13), é difícil fazer relações entre o PIB e as empresas e ele não recomenda o uso direto dessa variável para esse objetivo. Essa recomendação contrasta com os resultados obtidos por Koopman *et al.* (2006, p. 9), em que o Produto Interno Bruto se mostrou um indicador relevante e em linha com a expectativa dos autores.

Para Mays e Lynas (2010, p. 13), está havendo um reconhecimento crescente de que risco de crédito deriva parte do risco específico do cliente e parte do risco sistemático. Eles citam que, em 1998, Mark Zandi, cofundador da Moody's Economy.com, recomendou para os agentes que emprestam recursos que incorporassem dados econômicos aos modelos de risco de crédito como um preparo para futuras recessões.

Por outro lado, Felsenheimer, Gisdakis e Zaiser (2006, p. 104), colocam que o poder preditivo de indicadores econômicos não é estável e a perda de correlação é um problema para o gerenciamento de portfólio. Já Lowerkron (2010, p. 139) diz que, nas crises econômicas, as correlações históricas são instáveis e não se sustentam, e que os modelos precisam capturar essa mudança.

Conforme Chorafas (2007, p. 253), as correlações em economia e finanças são frequentemente nebulosas e muito manipuladas, além dos construtores de modelos o fazerem com poucos fatores explicativos, perdendo uma parte da informação necessária para estudar as correlações.

Na mesma linha, Gosh (2012, p. 131) reforça que o sistema financeiro é dependente do desempenho da economia e que é difícil prever quando uma fase de recessão na economia

iniciará, quanto tempo durará e qual será a sua intensidade. Esses, contudo, são fatores relevantes em um *rating* de crédito. Nayoa Takezawa (Nanzan University) tem a mesma opinião. Para ele, as bolhas financeiras são inevitáveis e os gerenciadores de risco precisam decidir não só se aprovam ou não uma transação, mas também por quanto tempo devem ser aprovadas determinadas operações (PEVERELLI; FENIKS; MILARÉ, 2012).

Na concepção de Farmer e Foley (2009, p. 685), existem dois tipos de modelos, o econométrico e o chamado modelo de equilíbrio geral dinâmico estocástico. O primeiro ajusta dados do passado para prever o futuro. Sua falha está na incapacidade de prever uma grande mudança da economia. O segundo assume a premissa de um mundo perfeito e por isso não captura crises econômicas.

Deventer e Imai (2003, p. 130) observaram que os indicadores econômicos têm impactos diferenciados nos setores. Citam como exemplo o índice de confiança ao consumidor que afetará as empresas de consumo e não as companhias de serviços públicos.

Destoando de todos os autores anteriormente mencionados, Hilscher e Wilson (2013, p. 24) mediram a influência do risco sistemático por um único indicador: o beta (β). Os autores encontraram uma forte correlação da variação do beta com a classificação de risco. Esse indicador, além de medir a relação da empresa com a condição da economia, tem a vantagem de medir o efeito na empresa em específico, pois, conforme Damodaran (2009, p. 67), existem riscos que não são claros quanto à condição de diversificável ou não. O autor cita como exemplo a elevação do dólar. Se a maior parte das empresas da amostra atua no mercado internacional, pode-se classificar o risco como de mercado ou sistemático. Todavia, se esse não for o caso, o mais adequado seria a classificação de risco específico.

Segundo Ross, Westerfield e Jaffe (2011, p. 242), o beta é a medida de sensibilidade de uma empresa em relação ao risco sistemático, pois esse risco afeta uma grande quantidade de ativos com intensidades diferentes. Na concepção de Mazzeo (1988, p. 92), o risco sistemático é o risco que não pode ser evitado pela diversificação de ativos. De acordo com Santos (2008, p. 82), o risco sistemático é o advindo de fatores de mercado e por isso afeta as empresas de forma geral. O autor aponta como exemplos de risco sistemático a inflação, a taxa de juros, os eventos políticos, entre outros.

Póvoa (2012, p. 196) conceitua objetivamente o beta: “O beta nada mais é do que a tentativa matemática (talvez a mais simples e, por isso, a mais engenhosa) de replicar o risco não diversificável de uma economia”.

Sobre essas medidas, cabem algumas observações. A primeira delas é quanto ao período de tempo usado na estimativa. No entender de Damodaran (2009, p. 193), para a estimativa dos β s, a Standard & Poors utiliza dados de cinco anos e a Bloomberg, dados de dois anos. No entanto, o mesmo autor pontua que, em mercados emergentes, as empresas e os mercados mudam substancialmente no curto prazo e fazer cálculos de cinco anos pode resultar em β s desassociados da condição de mercado atual.

Conforme Póvoa (2012, p. 197), o prazo ideal para o cálculo do β é três anos com coleta de dados mensais, ou seja, 36 observações. Para o autor, dessa forma, seria mais provável capturar mudanças no negócio e/ou estrutura de capital e minimizaria a falta de liquidez das ações de algumas empresas.

De acordo com Damodaran (2009, p.189), o R^2 da regressão linear também fornece uma estimativa da proporção da variância (risco), que é decorrente do risco sistemático.

2.4.5.6 Migração de *rating*

Para Mays e Lynnas (2010, p. 21), os modelos de previsão de insolvência baseados apenas em uma distribuição binomial dos possíveis eventos (*default versus non-default*) podem enfraquecer significativamente a capacidade preditiva de um modelo. Dessa forma, é usual, segundo esses autores, os construtores de escores fazerem uma interação entre o escore de insolvência e o escore de crédito. Vale destacar que a deterioração da qualidade de crédito é um aumento na probabilidade de *default*, mas não necessariamente se verificará a perda (BRITO; CORRAR; ASSAF NETO, 2009).

Altman (1998, p. 1232) observou que as empresas de classificação de risco Moody's e S&P podem incluir na mesma classe de risco uma empresa que recentemente emitiu títulos com outra que está na mesma classificação há muitos anos. Segundo o autor, títulos antigos são mais propensos a serem reclassificados do que os recentes, no curto prazo.

Contrastando com a conclusão de Altman, a pesquisa de Louis, Van Laere e Baesens (2013, p. 283), que mediu as transições de *rating* no setor bancário, mostrou exatamente o contrário, ou seja, bancos que tiveram as classificações de risco reduzidas ou elevadas recentemente têm maior chance de ter o risco novamente reclassificado. Figlewski, Frydman e Liang (2012, p. 104) concluíram que reclassificações de riscos recentes para *downgrade* ou *upgrade* têm maior chance de uma nova reclassificação do que empresas que estejam há mais tempo na mesma classe de risco.

Hilscher e Wilson (2013, p. 3) constataram que empresas consideradas *investment grade* com probabilidade de *default* semelhante encontravam-se com classificações de risco muito distintas. Os autores observaram ainda que a classificação de risco de crédito está relacionada ao risco sistemático e que o risco idiossincrático não explica as variações de classificação de risco. Dessa forma, Hilscher e Wilson (2013, p. 18) concluíram que *ratings* não distinguem satisfatoriamente empresas com diferentes riscos e, portanto, não são bons previsores de *default* para as empresas em separado.

Nickell, Perraudin e Varotto (2001, p. 26), anteriormente, haviam concluído que as agências de classificação de risco empregam uma metodologia não quantitativa e não possuem ligação com a probabilidade de *default* de uma empresa em específico.

Para Resti e Sironi (2009, p. 456), a granularidade de um sistema de *rating* é ponto relevante. Os autores entendem que uma granularidade maior pode ser preferível em razão de evitar uma concentração de clientes de riscos diferentes em uma mesma classe, permitindo uma precificação mais precisa do empréstimo.

Dang e Partington (2008, p. 2) pesquisaram a migração de *rating* com o objetivo de ampliar o entendimento, além da evidência Markoviana, das variáveis candidatas para predição e aplicar Cox model com covariáveis variando no tempo. De acordo com os autores, diversas variáveis que compõem a história do *rating* e o *rating* corrente são significantes preditoras para futuras mudanças de *rating*. No entanto, o peso do *rating* histórico se reduz quanto maior for o tempo de permanência no *rating* corrente.

O presente capítulo destacou as variáveis que constarão no modelo, são elas: gestão, indicadores contábeis, porte, preço das ações, *proxy* da economia e migração de *rating*. No próximo capítulo – procedimentos metodológicos – será apresentado a forma de construção destas variáveis, as hipóteses e os resultados esperados .

3. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

O presente trabalho busca discriminar as variáveis relevantes para os estágios de insolvência por fluxo, saldo e recuperação judicial para empresas de capital aberto que foram ou são negociadas na BM&FBovespa. Dessa forma, esta pesquisa tem caráter empírico, pois estuda a realidade através do conhecimento obtido pela experiência (BRYMAN, 2008) e, no que se refere à dimensão no tempo, longitudinal, pois os estágios de insolvência compartilham as mesmas variáveis ao longo do tempo, tendo como marco o evento *default*.

Uma análise descritiva foi realizada em cada estágio de insolvência para avaliação dos dados e o tratamento dos *outliers* e dados faltantes. Na sequência foi aplicada a regressão logística multinomial, uma vez que existem mais de duas categorias de resposta, visando verificar as relações de causa e efeito entre as variáveis independentes e dependentes. Assim, esta pesquisa busca o conhecimento das variáveis com um tratamento estritamente quantitativo.

Diante do exposto, esta pesquisa é caracterizada como um estudo empírico, longitudinal, quantitativo, descritivo e *ex-post-facto*. A coleta de dados é secundária, pois a informação está disponível para o público em geral (ARATANGY, 2012). Para este estudo, foram utilizados os *softwares* Xlstat, versão 2013, e SPSS.

3.1 POPULAÇÃO E AMOSTRA

A população deste estudo são as empresas de capital aberto, não financeiras e não pertencentes ao segmento de energia elétrica, que são ou foram cotadas na BM&FBovespa durante o período de 31 de dezembro de 2001 até 31 de dezembro de 2012.

O objeto deste estudo foram as empresas brasileiras listadas na BM&FBovespa consideradas insolventes em seus vários estágios, ou seja, que apresentaram insuficiência de fluxo, insuficiência de saldo, empresas que entraram em recuperação judicial e, por fim, as empresas saudáveis que fazem parte dos mesmos setores em que se encontram as empresas das categorias não saudáveis.

A amostra inicial foi composta pelas empresas listadas na Bovespa que se encontravam em um dos estágios de insolvência – fluxo, saldo ou recuperação judicial – não pertencentes ao setor financeiro e elétrico, que possuem cotação ativa ou não no período compreendido entre 31/12/2001 e 31/12/2013. O objetivo desta pesquisa conduziu para a amostragem não probabilística em razão da escolha das empresas que se encaixavam em um dos perfis de insolvência.

Foram identificadas as empresas brasileiras da BM&FBovespa que tiveram problemas de fluxo de caixa, empresas com passivo a descoberto e empresas que entraram em recuperação judicial. Posteriormente, foram incluídas todas as empresas que não se enquadravam em nenhuma das categorias anteriores, desde que estivessem presentes em alguma das classificações setoriais das empresas em insolvência. Essas empresas formam a quarta categoria de empresas deste estudo, que são as que estão em situação econômico-financeira saudável. A discriminação dos segmentos foi baseada na divisão considerada na Bovespa.

Dessa forma, a amostra é dividida em 4 grupos referentes aos perfis das empresas quanto ao nível de risco de crédito: amostra I – empresas caracterizadas como saudáveis; amostra II – empresas com insuficiência por fluxo; amostra III – empresas com insuficiência por saldo; amostra IV – empresas em recuperação judicial.

A coleta de dados secundários inclui dados sobre gestão obtida na BM&FBovespa. Os dados das demonstrações contábeis, preço das ações, porte da empresa e *proxies* da economia foram obtidas na base de dados da economática e na BM&FBovespa.

Para a coleta das empresas com insuficiência de fluxo, foi utilizado o conceito de Ross, Westerfield e Jaffe (2011), ou seja, as empresas que fecharam fábricas e/ou venderam ativos e/ou dispensaram grande número de funcionários e/ou renegociaram contratos junto a credores e bancos e/ou tiveram queda substancial no preço das ações (foi estabelecido como critério para queda substancial do preço das ações uma queda superior a 30% nos últimos 12 meses antes do evento) foram consideradas empresas com problema de caixa, ou seja, empresas em estágio de insolvência por fluxo. Essas empresas foram identificadas com base em pesquisa nos jornais Valor Econômico e O Estado de São Paulo e nas revistas Veja e Exame. Seguem as empresas identificadas nesse perfil:

Tabela 1: Empresas com insuficiência de fluxo

Nº	Empresa	Setor	Mês/ano do evento	Ocorrência	Fonte
1	Gol Linhas Aéreas	Transporte de passageiros e transporte de cargas	Abril./12	Dispensa de funcionários	Veja
2	Suzano	Papel e celulose	Dez./11	Renegociação de <i>covenants</i>	Valor Econômico
3	Hypermarcas	Produtos Diversos	Mai./11	Venda de ativos	Valor Econômico
4	Nutriplant	Fertilizantes e Defensivos	Nov./11	Renegociação de dívida	Valor Econômico
5	Gafisa	Construção Civil	Nov./11	Renegociação de dívida	Revista Exame
6	B2W	Produtos Diversos	Mar./11	Queda no preço das ações	Valor Econômico
7	JBS	Carnes e Derivados	Mai./11	Renegociação de dívida	Valor Econômico
8	Marfrig	Carnes e Derivados	Mai./13	Renegociação de <i>covenants</i>	Valor Econômico
9	Coteminas	Fios e Tecidos	Ago./11	Queda no preço das ações	Valor Econômico
10	Vulcabras	Calçados	Dez./11	Fechamento de fábricas	Valor Econômico
11	TIM	Telefonia móvel	Mai./08	Queda no preço das ações	O Estado de São Paulo
12	Rossi	Construção Civil	Set./12	Renegociação de <i>covenants</i>	Valor Econômico
13	CCDI	Construção Civil	Dez./09	Renegociação de dívida	Valor Econômico
14	HRT	Exploração e/ou refino de petróleo	Mar./12	Dispensa de funcionários	Valor Econômico
15	LLX	Serviço de apoio e armazenagem	Mai./13	Renegociação de dívida	Valor Econômico

Fonte: Elaborado com dados da pesquisa.

Quanto às empresas com passivo a descoberto e que não entraram em recuperação judicial no período, foram elencadas algumas que desde dezembro de 2001 apresentaram ao menos um demonstrativo financeiro anual com patrimônio líquido negativo. Como houve empresas que entraram e saíram mais de uma vez dessa situação durante esse período, foi considerado como data de ocorrência a primeira vez que ela apresentou situação de passivo a descoberto.

As empresas detectadas na BM&FBovespa com passivo a descoberto são as apresentadas na Tabela 2.

Tabela 2: Empresas com passivo a descoberto

Nº	Empresa	Setor	Exercício de ocorrência
1	Cia. Hering	Vestuário	Dezembro de 2002
2	Paranapanema	Artefatos de cobre	Dezembro de 2003
3	Estrela	Brinquedos e jogos	Dezembro de 2004
4	Wiest	Material Rodoviário	Dezembro de 2002
5	Gazola	Construção pesada	Dezembro de 2004
6	Docas de Imbituba	Serviços de apoio e armazenagem	Dezembro de 2003
7	Arthur Lange	Registro cancelado em 4/01/2011*	Dezembro de 2006
8	Biommm	Medicamentos e outros produtos	Dezembro de 2007
9	Hoteis Othon	Hotelaria	Dezembro de 2006
10	Lupatech ***	Motores compressores – outros	Dezembro de 2011
11	Const. A. Lindenberg	Construção civil	Dezembro de 2007
12	Iguaçu	Café	Dezembro 2011
13	Riosulense	Material rodoviário	Dezembro 2008
14	Tecelagem Blumenau	Fios e Tecidos	Dezembro de 2008
15	Plascar	Material rodoviário	Dezembro de 2002

Fonte: Elaborado com dados da pesquisa.

*Empresas com registro cancelado não fazem parte da divisão de setores da BOVESPA.

** Hopi Hari e Sauipe foram retirados da amostra por não possuírem cotação em bolsa.

*** Entrou em recuperação extrajudicial em novembro/2013.

A nova lei de falências (Lei nº 11.101) entrou em vigor em 9 de fevereiro de 2005, em substituição ao Decreto-Lei nº 7.661 de 21 de junho de 1945. A principal mudança decorreu do mecanismo de recuperação empresarial em substituição à concordata. O evento recuperação judicial foi caracterizado pelas empresas que entraram nessa situação.

Inicialmente, foi realizado o censo de todas as empresas que entraram em recuperação judicial. Entretanto, em razão da falta de dados, algumas foram retiradas da amostra.

Na Figura 3, encontram-se as empresas listadas na BM&FBovespa que entraram em recuperação judicial e farão parte do presente estudo. Cabe ressaltar que a CELPA e Rede Energia, empresas do setor de energia elétrica, não foram inclusas por terem, em seus

demonstrativos financeiros, planos de contas muito diferentes e uma operacionalidade distinta das empresas do ramo industrial ou comercial, o que acarretaria um modelo menos preciso.

Tabela 3: Empresas em recuperação judicial

Nº	Recuperação judicial	Setor	Mês / ano do Evento
1	Varig	Transporte de passageiros e cargas	Fevereiro/2005
2	Bombril	Produtos de limpeza	Novembro/2005
3	Recrusul	Material rodoviário	Janeiro/2006
4	Sansuy	Materiais diversos	Março/2006
5	Construtora Better	Construção Pesada	Outubro/2009
6	Gradiente	Eletrodomésticos	Maio/2008
7	Clarion	Grãos e derivados	Junho/2013
8	Botucatu Têxtil *	Fios e Tecidos	Janeiro/2008
9	Chiarelli	Materiais de construção	Dezembro/2008
10	Schlosser	Fios e Tecidos	Agosto/2011
11	Tecelagem São José	Fios e Tecidos	Outubro/2010
12	Ferreira Guimarães	Vestuário	Novembro/2007
13	Manguinhos	Exploração e/ou refino de petróleo	Novembro/2008
14	Buettner	Fios e Tecidos	Maio/2011
15	Carlos Renaux	Fios e Tecidos	Dezembro/2011
16	Kepler Weber	Máquinas e Equipamentos Industriais	Junho/2007
17	Tecnosolo	Engenharia consultiva	Agosto/2012
18	Teka	Fios e Tecidos	Outubro/2012
19	GPC	Petroquímico	Maio/2013
20	Sam	Outros	Abril/2008
21	Eucatex *	Madeira	Outubro/2005
22	OGX	Exploração e/ou refino de petróleo	Outubro/2013
23	Mangels	Artefatos de ferro e aço	Novembro/2013
24	OSX	Equipamentos e serviços	Novembro/2013

Fonte: Elaborado com dados da pesquisa.

*Obtiveram autorização para migrar do regime de concordata preventiva para recuperação judicial.

Por fim, restaram as empresas saudáveis que, conforme informado anteriormente, são as que pertencem ao mesmo setor das não saudáveis, ou seja, empresas caracterizadas por um dos seguintes perfis: insuficiência de fluxo, insuficiência de saldo ou em recuperação judicial. O porte das empresas foi padronizado (escore z) e as que se encontravam acima de 2 desvios-padrão foram substituídas. Houve apenas uma empresa nessa condição, a Petrobrás, que foi substituída pela Cremer. Realizado esse procedimento, cada empresa saudável foi pareada com uma empresa não saudável, tendo como ligação entre elas o ano do evento da insolvência.

Cabe observar que não houve a condição de parrear empresas do mesmo segmento em razão de haver segmentos com um número muito grande de empresas, como, por exemplo, o

segmento fios e tecidos, e outros com muito poucas empresas, chegando ao extremo de haver uma única empresa em um segmento.

A tabela 4 apresenta o pareamento das empresas insolventes com as empresas saudáveis com base no mês / ano do evento da insolvência.

Tabela 4: Empresas em estágios de insolvência e grupo de controle

Empresas saudáveis	Empresas com insuficiência de fluxo	Data do evento	Ano do indicador (janela de 1 ano)
Dohler	Gol Linhas Aéreas	Dez./12	2011
Encorpar	Suzano	Dez./11	2010
Springer	Hypermarcas	Mai./11	2010
Weg	Nutriplant	Nov./11	2010
Café Cacique	Gafisa	Nov./11	2010
Cyrela	B2W	Mar./11	Setembro/2010
Heringer	JBS	Mai./11	2010
Minerva	Marfrig	Mai./13	2012
Springs	Coteminas	Ago./11	2010
Grendene	Vulcabras	Dez./11	2010
Inepar	TIM	Mai./08	2007
Sultepa	Rossi	Set./12	2011
Alpargatas	CCDI	Dez./09	2008
Eternit	HRT	Mar./12	Setembro/2011
Autometal	LLX	Jul./13	2012

Empresas saudáveis	Empresas com insuficiência de saldo	Exercício de ocorrência	Ano do indicador (janela de 1 ano)
Cedro-cachoeira	Cia. Hering	Dezembro de 2002	2001
Fras-le	Paranapanema	Dezembro de 2003	2002
João Fortes	Estrela	Dezembro de 2004	2003
Celulose Irani	Wiest	Dezembro de 2002	2001
Whirlpool	Gazola	Dezembro de 2004	2003
Magnesita	Docas de Imbituba	Dezembro de 2003	2002
Marcopolo	Arthur Lange	Dezembro de 2006	2005
Fibria	Biommm	Dezembro de 2007	2006
Melhoramentos	Hoteis Othon	Dezembro de 2006	2005
BRF	Lupatech	Dezembro de 2011	2010
Via Varejo	Const. A. Lindenberg	Dezembro de 2007	2006
BHG	Iguaçu	Dezembro 2011	2010
Portobelo	Riosulense	Dezembro 2008	2007
Cremer	Tecelagem Blumenau	Dezembro de 2008	2007
Karsten	Plascar	Dezembro de 2002	2001

Empresas saudáveis	Recuperação judicial	Mês / ano do Evento	Ano do indicador (janela de 1 ano)
Latam	Varig	Fevereiro/2005	Setembro/2004
Iochpe-Maxion	Bombril	Novembro/2005	2004
Tupy	Recrusul	Janeiro/2006	Setembro/2005
Sondotecnica	Sansuy	Março/2006	Setembro/2005
Lix da Cunha	Construtora Better	Outubro/2009	2008
Duratex	Gradiente	Mai/2008	2007
QGEP	Clarion	Junho/2013	2012
Vicunha	Botucatu Têxtil	Janeiro/2008	Setembro/2007
Brasmotor	Chiarelli	Dezembro/2008	2007
Wilson Sons	Schlosser	Agosto/2011	2010
Braskem	Tecelagem São José	Outubro/2010	2009
Lojas Americanas	Ferreira Guimarães	Novembro/2007	2006
Unipar	Manguinhos	Novembro/2008	2007
Brookfield	Buettner	Mai/2011	2010
PDG	Carlos Renaux	Dezembro/2011	2010
Klabin	Kepler Weber	Junho/2007	2007
MRV	Tecnosolo	Agosto/2012	2011
MG Políester	Teka	Outubro/2012	2011
Dufry	GPC	Mai/2013	2012
Romi	Sam	Abril/2008	Setembro/2007
Schulz	Eucatex	Outubro/2005	2004
Elekeiroz	OGX	Outubro/13	2012
Randon	Mangels	Novembro/13	2012
Bardela	OSX	Novembro/13	2012

Fonte: Elaborado com dados da pesquisa.

Na Tabela 5, é apresentado o resumo da amostra.

Tabela 5: Amostragem

Perfil de empresa	nº de empresas
Empresas com deficiência de fluxo	15
Empresas com deficiência de saldo	15
Empresas que entraram em <i>default</i>	24
Empresas não saudáveis	54
Empresas saudáveis	54
Total	108

Fonte: Elaborado com base nos dados da pesquisa.

Conforme a Tabela 5, existe a razão de uma empresa saudável para cada empresa não saudável.

3.2 FORMA DE ANÁLISE DO MODELO

Primeiramente, partindo das variáveis de gestão, dados contábeis, *proxies* da condição econômica, preço das ações e porte da empresa, foram construídos três modelos: empresas solventes *versus* empresas com insuficiência de fluxo, empresas solventes *versus* empresas com insuficiência de saldo e, por fim, empresas solventes *versus* empresas em recuperação judicial. Esses modelos foram construídos por regressão logística binária.

Os eventos insuficiência de fluxo, insuficiência de saldo e recuperação judicial foram pareados pelo ano do evento com as empresas saudáveis. Neste momento, não houve preocupação com a multicolinearidade, nem com a significância das variáveis, pois o objetivo foi discriminar de forma mais eficiente possível os estágios de insolvência.

Posteriormente, com base nas probabilidades de *default* (insuficiência de fluxo, por saldo e recuperação judicial), foi desenvolvido, nos moldes do trabalho de Brito, Assaf Neto e Corrar (2009), um sistema de classificação de risco de crédito por meio da análise de conglomerado (*cluster*). A análise de *cluster* é uma técnica para particionar um conjunto de observações em subconjuntos homogêneos baseados nas similaridades encontradas entre as observações (KACHIGAN, 1991).

A finalidade da construção de um sistema de classificação de risco visa exclusivamente à criação de variáveis do bloco migração de *rating* para serem testadas quanto à discriminância nos estágios de insolvência no modelo logístico multinomial.

A análise de conglomerados foi realizada pelo método não hierárquico *k-means*, ou seja, o agrupamento parte de um conjunto de *clusters* pré-definido (MAROCO, 2003). O número de classes escolhidas foi baseado na Resolução nº 2.682 do Banco Central do Brasil.

A Resolução nº 2.682 dispõe sobre os critérios de classificação das operações de crédito e regras para constituição de provisão para créditos de liquidação duvidosa. Por essa Resolução, os riscos são divididos em nove classes, que variam de AA até a classe H (classe que agrupa as empresas de maior risco e, por essa razão, é realizado o provisionamento do valor integral). Na classe H, encontram-se os clientes com atraso igual ou superior a 180 dias. Dessa forma, dentro dessa escala, o Banco Central considera como risco normal os clientes classificados como AA, A, B, C e D. Os acima da classificação D são considerados os clientes ditos de risco anormal.

Assim como na Resolução nº 2.682, o sistema de *rating* a ser construído no presente trabalho terá nove classes de risco. O sistema irá classificar o risco anual até três anos antes do *default*, visando observar as transições de classificação ao longo desse período. As transições de classificação serão variáveis do bloco migração de *rating* que irão alimentar, juntamente com as variáveis dos outros blocos, um modelo final, com previsão de insolvência ou recuperação judicial de até um ano, pela técnica de regressão logística multinomial. Serão discriminadas as empresas em quatro categorias: empresas solventes, empresas com deficiência de fluxo, empresas com deficiência de saldo (passivo a descoberto) e empresas em recuperação judicial.

De acordo com Tufféry (2011, p. 454), existem vários testes específicos para medir a qualidade de um modelo em regressão logística, dos quais citam-se os seguintes: o indicador de Wald (segundo o autor, deve ser maior que 3,84); o intervalo de confiança ao nível de 95% (o intervalo não deve conter 1); o valor do $-2 \log \text{Likelihood}$ deve ser o menor possível; o pseudo- R^2 de Nagelkerke, que fornece uma medida de grau de aderência do modelo com valor variando entre 0 e 1 (FIELD, 2009) e, por fim, a matriz de confusão, que mostra o desempenho do modelo quanto à taxa de classificação correta e incorreta.

Para a avaliação das variáveis e qualidade do modelo final, todos os indicadores acima serão considerados.

3.3 VARIÁVEIS DO MODELO

Para a escolha das variáveis, será seguido o caminho sugerido por Pestana e Gageiro (2009, p. 150) e Barreto (2011, p. 131) e adotado por Figlewski, Frydman e Liang (2012, p. 96), ou seja, será usado o método *backward stepwise* para selecionar as variáveis relevantes. Antes, contudo, serão realizados alguns procedimentos.

No primeiro deles, seguindo o conceito de Laurentis, Maino e Molteni (2010, p. 216), a capacidade de discriminação de cada variável quanto ao risco será medida pela curva ROC e todas as variáveis com área maior que 55% serão elegíveis para o modelo.

Conforme Pestana e Gageiro (2009, p. 99), a curva ROC é útil para medir e especificar o desempenho de um teste. O poder discriminante desse teste está associado à área abaixo da curva, sendo que, quanto maior a área, melhor será o desempenho em relação à discriminação. A curva ROC é desenhada com base na sensibilidade (probabilidade de verdadeiro positivo) e na especificidade (probabilidade de verdadeiro falso) e visa medir o desempenho da classificação de um teste (SPSS, 2006).

Após a eleição das variáveis por meio da curva ROC, será verificada a existência de *outliers* pelo teste *z-score*. Dessa forma, os dados serão padronizados e escores inferiores e superiores a 2 serão considerados *outliers*. Os *outliers* serão substituídos pelo método do vizinho mais próximo, desde que o percentual de observações *outliers* não ultrapasse 5% do total das observações. Por fim, será medida a multicolinearidade das variáveis pelo teste VIF (inflação de variância). As variáveis que apresentarem VIF elevado (acima de dois) serão retiradas.

Posteriormente, será aplicado o critério *backward stepwise*. O algoritmo *stepwise* identifica o melhor conjunto de variáveis independentes, que são bons preditores da variável dependente (SPSS, 2006). Conforme Laurentis, Maino e Molteni (2010, p. 217), o *backward stepwise* inicia a validação das variáveis partindo de um modelo com todas as variáveis para então iniciar um processo de remoção das de menor relevância para o modelo.

O modelo a ser construído será dividido em seis blocos de fonte de dados, a saber: a gestão, os indicadores dos demonstrativos contábeis, o preço das ações, o porte da empresa, as *proxies* da condição da economia e as variáveis decorrentes da migração de *rating*.

A ordem de entrada das variáveis no modelo considerou a visão de Servigny e Renault (2004, p. 168), na qual a insolvência ocorre por três principais razões: em função da empresa, em função do setor e em função das condições da economia de forma geral. Para Altman e Hotchkiss (2006, p. 13), as razões para a insolvência das empresas são, na maioria das vezes, decorrentes do mau gerenciamento.

Dessa forma, considerando que a gestão é a principal causa da insolvência das empresas, será a primeira variável a entrar no modelo. Posteriormente, optou-se pela entrada das variáveis indicadores dos demonstrativos contábeis, porte da empresa, variáveis dos preços das ações, *proxies* da condição da economia e variáveis indicadoras de migração de *rating*.

3.3.1 Gestão

Conforme Krautner, Souza e Loporini (2006), as melhores práticas de governança levam a maior e melhor monitoramento da empresa.

Visando avaliar a qualidade da gestão das empresas nos diversos estágios de insolvência, foram discriminadas as empresas que participam no novo mercado, no Nível de Governança I e no Nível de Governança II. Segundo a BM&FBovespa, o Novo Mercado e os Níveis de Governança a I e II foram implantados no ano de 2000.

No Novo Mercado estão as empresas que participam da BM&FBovespa e que, voluntariamente, estão comprometidas com práticas de governança além das exigidas por lei. O Nível de Governança I e o Nível de Governança II são níveis diferenciados de governança e ambos visam preparar as empresas para o novo mercado (BM&FBovespa).

Neste trabalho, tem-se como *proxy* para gestão as empresas identificadas por variáveis *dummy*, sendo 1 para empresas que possuem grau de governança maior do que a exigida por lei, ou seja, participam do Novo Mercado, Nível de Governança I ou Nível de Governança II.

3.3.2 Indicadores dos demonstrativos contábeis

As demonstrações contábeis utilizadas para o presente estudo serão as das controladoras e não o consolidado. Essa opção busca evitar que indicadores de demonstrativos contábeis com linhas de negócios muito distintas venham a causar distorções no modelo.

Esse é o caso, por exemplo, da Camargo Correa Desenvolvimento Imobiliário, empresa que está caracterizada na amostra pela insuficiência de fluxo. Se fossem consideradas as demonstrações financeiras consolidadas da Camargo Correa neste trabalho, seriam englobados os setores de cimento, energia, concessões rodoviárias, construção, calçados, concessão ferroviária, engenharia, meio ambiente, siderurgia, incorporação, indústria naval, óleo, gás e operações portuárias, ou seja, a inclusão de demonstrações financeiras consolidadas certamente prejudicaria a eficiência do modelo.

No presente trabalho, os indicadores referentes às demonstrações contábeis serão obtidos a partir de seis modelos de previsão de insolvência conhecidos no Brasil: Kanitz, Silva, Sanvicente e Minardi, Scarpel, Elizabetsky e, por fim, o modelo de Altman, Baidya e Dias. Esses modelos foram testados anteriormente por Pinheiro *et al.* (2007) em seu estudo “Validação de modelos brasileiros de previsão de insolvência”.

Os modelos testados por Pinheiro *et al.* (2007) serão verificados novamente neste trabalho com base nos mesmos pesos do modelo de origem (não foram reestimados). Será utilizada a regressão logística binária, que considerará as empresas solventes e insolventes. Os indicadores serão avaliados para definir qual a composição que tem destacado poder preditivo para a construção do modelo deste estudo.

A Tabela 6 traz uma comparação dos indicadores que compõem cada um dos modelos testados.

Tabela 6: Indicadores do modelo de insolvência

Indicador	Autor
Lucro líquido/patrimônio líquido	Kanitz
Liquidez geral	Kanitz
Liquidez seca	Kanitz
Liquidez corrente	Kanitz
Exigível total/patrimônio líquido*	Kanitz
(ativo circulante-passivo circulante)/ativo total	Altman, Baidya e Dias
(não exigível – capital)/ativo total	Altman, Baidya e Dias
Lucro operacional antes dos juros e imposto de renda/ativo total	Altman, Baidya e Dias
Patrimônio líquido/exigível total*	Altman, Baidya e Dias
Vendas/Ativo total*	Altman, Baidya e Dias
Duplicatas descontadas/duplicatas a receber	Silva
Estoques/Custo do produto vendido	Silva
Fornecedores/vendas	Silva
(estoque médio/custo do produto vendido)*360	Silva
(Lucro operac.+desp. Financeiras)/(ativo total médio-investimentos médios)	Silva
(Exigível total/(lucro líquido+0,10*imobilizado)	Silva
(ativo circulante-passivo total)/ativo total	Sanvicente e Minardi
(patrimônio líquido – capital social)/ativo total	Sanvicente e Minardi
Patrimônio líquido/exigível total*	Sanvicente e Minardi
(lucro operacional-despesas Financeiras+receitas financeiras)/ativo total	Sanvicente e Minardi
Lucro operacional antes dos juros e imposto de renda/despesa financeira	Sanvicente e Minardi
Lucro líquido/ativo total	Scarpel
Exigível total/patrimônio líquido*	Scarpel
Vendas/Ativo total*	Scarpel
Lucro líquido/vendas	Elizabetsky
Disponível/ativo permanente	Elizabetsky
Duplicatas a receber/ativo total	Elizabetsky
Estoques/ativo total	Elizabetsky
Passivo circulante/ativo total	Elizabetsky

Fonte: O autor

*Em negrito, encontram-se os indicadores que são comuns, ao menos, a dois modelos.

Para testar os modelos do quadro anterior, foram pareadas primeiramente as empresas solventes com as insolventes, considerando as demonstrações financeiras do último exercício findo antes do evento do *default*. Ao buscar as informações, foi observado que duas das vinte e quatro empresas caracterizadas pelo perfil de recuperação judicial não possuem dados referentes ao exercício findo focal, ou seja, não havia os demonstrativos financeiros referentes ao exercício findo antes do ano efetivo do *default*. Procurou-se buscar essas informações junto à CVM, mas, de fato, esses demonstrativos não foram entregues. Dessa forma, as empresas Parmalat e Savarg foram excluídas da amostra. A Clarion e a Sam entregaram apenas os demonstrativos de setembro de 2012 e setembro de 2007, respectivamente. Esses demonstrativos foram utilizados para inserir os indicadores dessas empresas.

O modelo de Kanitz foi inicialmente desconsiderado por apresentar distorção ao considerar a rentabilidade do patrimônio para empresas insolventes, já que a maioria delas possui passivo a descoberto.

O efeito ilusão de ótica, ou seja, as empresas com prejuízo e patrimônio líquido negativo e que formaram uma rentabilidade positiva ocorreu em 57% das empresas insolventes da amostra, o que inviabilizou testar o modelo de Kanitz. Adiciona-se a isso o fato de, no estudo de Pinheiro *et al.* (2007), esse modelo ter classificado corretamente apenas 4% das empresas insolventes.

O segundo modelo testado foi o de Altman, Baydia e Dias. Esse modelo apresentou uma capacidade de discriminação, pois, além de ter uma taxa de acerto global de 83%, discriminou corretamente 76% das empresas insolventes e 90% das solventes.

Silva (2003) construiu dois modelos. Um para as empresas industriais e outro para as comerciais. Em que pese o mérito dessa divisão, já que a segmentação torna o modelo mais eficiente (SICSÚ, 2009), não foi possível operacionalizar esse modelo em razão do indicador $\frac{\text{duplicatas descontadas}}{\text{duplicatas a receber}}$. De fato, a rubrica duplicatas descontadas não é informada na base de dados da economática. Houve a tentativa de buscar essa informação junto à CVM, na categoria dados econômico-financeiros, mas também não houve sucesso, pois, em consonância com o CPC-38 (instrumentos financeiros), as empresas procederam à reclassificação das duplicatas descontadas do ativo circulante (reduzora das contas a receber) para passivo circulante (instituições financeiras). Com isso, a informação que constava em 2009 não foi informada nas notas explicativas de 2010 em algumas empresas dessa amostra. Esse fato ocorreu, por exemplo, na Schlosser, Buettner e Teka. Diante do exposto, não foi possível testar esse modelo.

Sanvicente e Minardi desenvolveram seu modelo partindo do modelo de Altman, Baydia e Dias. Para a amostra deste trabalho, o modelo foi mais ineficiente que o de origem. Apesar da elevada taxa de acerto para empresas insolventes, 95%, o modelo se mostrou pouco discriminante para as empresas solventes, pois obteve apenas 57% de acerto. A taxa de acerto global foi de 76%.

O modelo de Scarpel incorre em falha semelhante ao de Kanitz, ou seja, utiliza indicador contábil em que o patrimônio líquido negativo entra como único denominador. É o

caso do indicador $\frac{\text{exigível total}}{\text{patrimônio líquido}}$; não faz sentido uma relação na qual os recursos próprios são inexistentes.

Por fim, foi testado o modelo de Elizabetsky, o qual apresentou uma performance muito inferior ao modelo de Altman, Baydia e Dias e de Sanvicente & Minardi. O modelo de Elizabetsky foi capaz de fazer uma correta predição em 100% das empresas insolventes. Contudo, o grau de acerto foi de apenas 5% das empresas solventes. Considerando que Elizabetsky, quando construiu o seu modelo em 1976, elencou apenas empresas do segmento têxtil (NOBRE, 2012), é provável que o modelo tenha sido prejudicado em razão de a amostra englobar também outros setores. Esse resultado está próximo do encontrado por Pinheiros *et al.* (2007), em que o modelo de Elizabetsky classificou corretamente 100% das empresas insolventes, mas obteve uma taxa de acerto de apenas 15% nas solventes.

A Tabela 7 apresenta a comparação da performance dos três modelos testados.

Tabela 7: Desempenho dos modelos de maior acurácia

%	Altman, Baydia e Dias	Sanvicente e Minardi	Elizabetsky
Insolventes classificadas como insolventes	76%	95%	100%
Insolventes classificadas como solventes	24%	5%	0%
Solventes classificadas como solventes	90%	57%	5%
Solventes classificadas como insolventes	10%	43%	95%
Taxa Global de acerto	83%	76%	52%

Fonte: Elaborado pelo autor.

Na comparação entre os modelos, o de Altman, Baydia e Dias obteve uma taxa global de acerto maior. No entanto, esse tem menor poder discriminante no perfil de clientes insolventes que o modelo de Sanvicente e Minardi. Dessa forma, optou-se por avaliar os indicadores de ambos os modelos.

Quanto o modelo de Elizabetsky, os indicadores combinados não foram capazes de realizar discriminação. Assim, esses indicadores não serão objeto de avaliação para construção do modelo final deste trabalho. Considerando a fórmula de Altman, Baydia e Dias e de Sanvicente e Minardi, existem 8 indicadores a serem testados, conforme demonstrado no Quadro 8.

Quadro 8: Indicadores de Altman, Baydia e Dias e Sanvicente e Minardi

Autores	Indicadores
Altman, Baydia e Dias	$\frac{\text{ativo circulante} - \text{passivo circulante}}{\text{ativo total}}$
Altman, Baydia e Dias	$\frac{\text{não exigível} - \text{capital}}{\text{ativo total}}$
Altman, Baydia e Dias	$\frac{\text{lucro operacional}}{\text{ativo total}}$
Sanvicente e Minardi	$\frac{\text{lucro operacional}}{\text{despesa financeira}}$
Sanvicente e Minardi	$\frac{\text{lucro operacional} - \text{despesa financeira} + \text{receita financeira}}{\text{ativo total}}$
Altman, Baydia e Dias	$\frac{\text{patrimônio líquido}}{\text{exigível total}}$
Sanvicente e Minardi	$\frac{\text{ativo circulante} - \text{exigível total}}{\text{ativo total}}$
Altman, Baydia e Dias	$\frac{\text{vendas}}{\text{ativo total}}$

Fonte: Elaborado pelo autor.

A escolha das variáveis contábeis será pelo poder discriminante. O primeiro critério de escolha serão as variáveis com curva ROC acima de 55%. Posteriormente, as variáveis serão testadas pela inflação de variância (VIF).

Todavia, o indicador $\frac{\text{vendas}}{\text{ativo total}}$ foi eliminado inicialmente porque, ao fazer a opção pelos demonstrativos da controladora, algumas empresas tiveram como resultado basicamente a equivalência patrimonial e aplicações financeiras, tornando sem sentido a inclusão desse indicador. Dessa forma, somente as variáveis $\frac{\text{lucro operacional}}{\text{ativo total}}$, $\frac{\text{lucro operacional}}{\text{despesa financeira}}$, $\frac{\text{lucro operacional} - \text{despesa financeira} + \text{receita financeira}}{\text{ativo total}}$, $\frac{\text{ativo circulante} - \text{exigível total}}{\text{ativo total}}$, $\frac{\text{patrimônio líquido}}{\text{exigível total}}$, $\frac{\text{ativo circulante} - \text{passivo circulante}}{\text{ativo total}}$, $\frac{\text{não exigível} - \text{capital}}{\text{ativo total}}$ serão testadas.

Na comparação entre empresas saudáveis e empresas em recuperação judicial, apenas o indicador $\frac{\text{patrimônio líquido}}{\text{exigível total}}$ apresentou curva ROC abaixo de 55%, mais precisamente esse indicador apresentou curva ROC de 22,6%.

Na comparação entre empresas saudáveis e empresas com insuficiência por fluxo, três indicadores apresentaram curva ROC abaixo de 55%. São eles: $\frac{\text{ativo circulante} - \text{passivo circulante}}{\text{ativo total}}$, $\frac{\text{patrimônio líquido}}{\text{exigível total}}$ e $\frac{\text{ativo circulante} - \text{exigível total}}{\text{ativo total}}$ com 52%, 53,8% e 39,1%, respectivamente.

Na comparação entre empresas saudáveis e empresas com insuficiência por saldo (passivo a descoberto), nenhum indicador apresentou curva ROC abaixo de 55%.

Diante do exposto, considerando que nenhum indicador contábil se mostrou irrelevante para todos os estágios de insolvência pelo critério da curva ROC, nenhuma variável foi excluída e passou-se para a verificação da multicolinearidade.

Para a escolha das variáveis no bloco indicadores contábeis, foi realizado o teste VIF, pois, dessa forma, o modelo será construído com as variáveis que de fato aumentam o poder discriminante do modelo.

Na primeira avaliação, os indicadores $\frac{\text{lucro operacional}}{\text{ativo total}}$ e $\frac{\text{lucro operacional} - \text{despesa financeira} + \text{receita financeira}}{\text{ativo total}}$ apresentaram os maiores VIFs, 12,828 e 15,221, respectivamente. Apesar de o segundo indicador ter um VIF maior, foi eliminado o indicador $\frac{\text{lucro operacional}}{\text{ativo total}}$ por apresentar menor contribuição para a discriminância do modelo para os estágios da insolvência, segundo a curva ROC.

Na segunda avaliação, os indicadores $\frac{\text{ativo circulante} - \text{exigível total}}{\text{ativo total}}$ e $\frac{\text{não exigível} - \text{capital}}{\text{ativo total}}$ apresentaram os maiores VIFs, 7,622 e 7,045, respectivamente. Foi eliminado o primeiro indicador, pois, além de apresentar o maior VIF, revelou menor discriminância segundo a curva ROC, cabendo destacar uma curva ROC de apenas 39,1% para empresas com insuficiência por fluxo.

Na terceira avaliação, os indicadores $\frac{\text{ativo circulante} - \text{passivo circulante}}{\text{ativo total}}$ e $\frac{\text{não exigível} - \text{capital}}{\text{ativo total}}$ apresentaram os maiores VIFs, 1,997 e 2,166, respectivamente. Apesar de apresentar VIF menor, foi eliminado o primeiro indicador em razão da menor discriminância pelo critério da curva ROC.

Dessa forma, das 8 variáveis contábeis anteriormente elencadas, restaram apenas

$$4: \frac{\text{lucro operacional}}{\text{despesa financeira}}, \frac{\text{lucro operacional} - \text{despesa financeira} + \text{receita financeira}}{\text{ativo total}}, \frac{\text{patrimônio líquido}}{\text{exigível total}} \text{ e } \frac{\text{não exigível} - \text{capital}}{\text{ativo total}}.$$

Essas 4 variáveis apresentaram VIF entre 1,63 e 1,52, ou seja, bem abaixo de 5. O segundo teste, referente à VIF média, foi de 1,633, próxima de 1, conforme recomenda Field (2009, p. 202). Apesar da baixa multicolinearidade, na análise descritiva dos dados, foi observado coeficiente de variação de 12,3 e -14,6 para os indicadores $\frac{\text{lucro operacional}}{\text{despesa financeira}}$ e $\frac{\text{lucro operacional} - \text{despesa financeira} + \text{receita financeira}}{\text{ativo total}}$, respectivamente. Ressalta-se ainda o erro padrão da média de 771,6 para o indicador $\frac{\text{lucro operacional}}{\text{despesa financeira}}$. Esses coeficientes de variação se mostraram muito elevados quando comparados aos coeficientes de variação dos outros indicadores e, por essa razão, esses indicadores foram eliminados. Dessa forma, apenas os indicadores contábeis $\frac{\text{patrimônio líquido}}{\text{exigível total}}$ e $\frac{\text{não exigível} - \text{capital}}{\text{ativo total}}$ serão testados no modelo.

3.3.3 Porte da empresa

No presente trabalho, o porte da empresa será medido pelo $\ln \frac{\text{valor de mercado}}{\text{valor do Ibovespa}}$, considerando a cotação de mercado e valor do Ibovespa no último dia do ano.

3.3.4 Preço das ações

A volatilidade e os retornos dos preços das ações das empresas que compõem a amostra serão incorporados ao modelo com o objetivo de verificar a capacidade preditiva dessas variáveis. As cotações foram obtidas na Economática.

Em razão do objetivo deste trabalho, prever insolvência e *default* em prazo anual anterior ao evento, os retornos serão calculados no prazo de 1 ano – cotação de fechamento do último dia do ano sobre a cotação de fechamento do último dia do ano anterior. Caso não tenha havido cotação no último dia do ano, adotou-se a última cotação no ano.

Quanto à volatilidade, o cálculo foi realizado pelo desvio-padrão do log da divisão do preço atual pelo preço anterior, o que pode ser representado como desvio-padrão do $\ln(\frac{P_t}{P_{t-1}})$. A volatilidade também foi calculada para o prazo de um ano. Os dias em que não houve cotação foram expurgados do cálculo.

3.3.5 Proxies econômicas

Esse bloco de indicadores é destinado às variáveis econômicas. Entretanto, Rasero (2008, p. 84) observa que as variáveis macroeconômicas, por serem iguais para os tomadores de empréstimo no período considerado, não possuem poder discriminante em um modelo logístico. Dessa forma, visando ter um indicador da economia para testar a significância para a previsão dos estágios de insolvência, foi englobado o β como uma *proxy* do comportamento da empresa, dado o estado da economia.

O cálculo do β é dado pela fórmula: $\frac{COV(R_j, R_m)}{VAR(R_m)}$, que significa a covariância entre os retornos de um ativo (R_j) e os retornos da carteira de mercado (R_m), dividida pela variância dos retornos da carteira de mercado. O β de mercado, medido pelo Ibovespa, será utilizado na presente pesquisa como uma *proxy* do efeito econômico.

Uma segunda medição a ser realizada por esta pesquisa é o impacto do risco de mercado na empresa e a capacidade preditiva que essa variável possui na avaliação de risco de crédito. A variável a medir esse impacto será a R^2 . Dessa forma, enquanto o β mercado mostrará o comportamento de risco da empresa frente ao comportamento da economia, no caso deste trabalho, estará limitado aos segmentos abordados. O R^2 fornecerá a medida de quanto uma empresa absorve do risco de mercado.

Em função do objetivo desta pesquisa, o β mercado e o R^2 serão calculados para o prazo de um ano. Essas variáveis serão utilizadas para a migração de *rating*, que neste estudo, será dada em base anual.

A segunda observação se refere ao intervalo dos retornos: anuais, mensais, diários ou intradiários. Na presente pesquisa, será usado retorno diário. No entanto, dado o fato de que cotações não negociadas diariamente reduzem a correlação dos retornos da ação, do mercado

e o β , serão considerados na pesquisa somente os dias em que tenha havido negociação em bolsa.

Por fim, a última observação diz respeito à escolha do índice de mercado. Tanto o β quanto o R^2 terão como base o Ibovespa.

3.3.6 Migração de *rating*

Este trabalho irá construir um sistema de classificação de risco de crédito usando a mesma técnica e princípio usado por Brito, Assaf Neto e Corrar (2009). Partindo dos indicadores gestão, indicadores contábeis, porte da empresa, preço das ações e *proxy* da economia, serão construídos modelos em regressão logística binária para as empresas solventes e insuficiência por fluxo, solventes e insuficiência por saldo e solventes e recuperação judicial para cada um dos três anos anteriores ao evento. Probabilidades de insolvência será a variável utilizada na análise de conglomerados (*cluster*) para construir a matriz de *rating*. Com base na Resolução nº 2.682, a matriz foi construída com nove classes de risco. Por essa razão, optou-se pelo método k-médias, pois, por meio desse método, é possível a definição *a priori* do número de classes.

Fazendo um paralelo com a pesquisa de Figlewski, Frydman e Liang (2012), serão usadas, para medir o impacto da migração de *rating* no modelo, as mesmas variáveis adotadas por esses autores. Essas variáveis foram adaptadas para o foco deste trabalho. Dessa forma, para a variável *rating* inicial, referente a três anos antes do evento, será usada uma dummy 1 para risco de boa qualidade, ou seja, fazendo um paralelo com o *rating* do Banco Central, se a empresa se encontrar em um dos cinco primeiros *clusters* – o equivalente às classes AA, A, B, C ou D, na Resolução nº 2.682 – receberá dummy 1. Caso contrário, a dummy será 0.

Para a classe *rating* atual, igualmente a Figlewski, Frydman e Liang (2012), será alocado 1 para 1 ano antes do evento se a empresa, nos anos anteriores, permaneceu na mesma classe de risco. Caso contrário, será alocado 0.

Para as reclassificações recentes, Figlewski, Frydman e Liang (2012) consideraram apenas as reclassificações que significassem *downgrade* ou *upgrade* (reclassificação para risco especulativo ou o inverso). No presente estudo foi considerado apenas o *downgrade*, ou seja, as empresas que saíram das cinco primeiras classes de risco para as quatro últimas nos

últimos três anos antes do evento. O *upgrade* foi somado às empresas que permaneceram no mesmo nível de risco. Na amostra, houve oitenta e nove empresas nessa situação, das quais dez tiveram *upgrade* no período. Foi usado 1 para indicar *downgrade* e 0 para indicar *upgrade* ou estável.

3.4 A CONSTRUÇÃO DO MODELO

Dentro da proposta de pesquisa, serão caracterizados neste trabalho três tipos de insolvência. A insolvência decorrente de insuficiência de fluxo de caixa para cumprimento das obrigações, a insolvência crônica decorrente de passivo a descoberto e empresas que entraram em recuperação judicial. A premissa é que esse é um caminho natural a ser seguido pelas empresas que partem da condição de empresa saudável para a recuperação judicial.

A construção desse modelo foi baseada na classificação da Bovespa por segmento. Cabe observar que constam na Bovespa 10 setores que são desmembrados em 44 subsetores, e estes são desmembrados em 95 segmentos. Fazem parte desta amostra 30 segmentos, ou seja, aproximadamente 32% dos segmentos da Bovespa. Os segmentos escolhidos para fazer parte desta amostra são decorrentes da escolha das empresas caracterizadas por recuperação judicial, insuficiência por fluxo e insuficiência crônica (passivo a descoberto). Após elencados os segmentos dessas empresas, foram escolhidas empresas saudáveis do mesmo segmento para serem pareadas com as insolventes e em recuperação judicial.

Os segmentos que estão incluídos nesta pesquisa são: transporte aéreo, produtos de limpeza, material rodoviário, materiais diversos, construção pesada, eletrodomésticos, fios e tecidos, vestuário, materiais de construção, exploração e/ou refino, máquinas e equipamentos industriais, engenharia consultiva, madeira, petroquímico, papel e celulose, produtos diversos, fertilizantes e defensivos, construção civil, carnes e derivados, calçados, telefonia móvel, serviço de apoio e armazenagem, artefatos de cobre, artefatos de ferro e aço, brinquedos e jogos, medicamentos e outros produtos, hotelaria, motores – compressores e outros, café e, por fim, equipamentos e serviços.

Para a construção do modelo final, foi realizado, primeiramente, o tratamento dos dados faltantes. Algumas poucas empresas (7 no total de 108) não tinham cotação no mercado de ações disponível para 2 e/ou 3 anos antes do evento (insuficiência por fluxo, saldo ou

recuperação judicial). As empresas com cotação faltante foram estimadas pelo método vizinho mais próximo. Segundo Little e Rubin (2002, p. 69), esse método é definido como uma medida de distância baseada nos valores das observações, para então ser escolhido um valor a ser imputado à observação correspondente mais próxima do valor faltante.

Após o tratamento dos dados faltantes, foram construídas as matrizes de classificação de risco de crédito conforme as probabilidades das inadimplências resultantes das regressões logísticas binárias. Foram construídos nove modelos, um para cada estágio de insolvência (insuficiência por fluxo, insuficiência por saldo e recuperação judicial) para cada um dos três anos anteriores à insolvência. Os agrupamentos das observações foram distribuídos em nove classes de risco pelo método k-means. Esse método permite a criação do número de classes desejadas.

Neste trabalho, optou-se por nove classes em razão da Resolução nº 2.682. Essa Resolução apresenta nove classes de risco, que variam da classe AA (mais baixo risco) até a classe H (mais elevado risco). As empresas que se classificaram nas primeiras 5 classes foram consideradas como classe de bom risco. Derivaram dessas matrizes de classificação de risco as variáveis *rating* inicial, *rating* atual e reclassificação, que farão parte do modelo final.

O modelo final foi construído considerando, em primeiro lugar, a curva ROC de todas as variáveis métricas, visando conhecer a capacidade de discriminação de cada variável em relação aos estágios insuficiência por fluxo, insuficiência por saldo e recuperação judicial. Foi considerado o mesmo ponto de corte para a escolha dos indicadores contábeis que farão parte do modelo, ou seja, curva ROC de 55%. As únicas variáveis que obtiveram uma curva ROC abaixo de 55%, com exceção das descritas anteriormente pertencentes ao bloco indicadores contábeis, foram as variáveis beta e R^2 , ambas pertencentes ao bloco das *proxies* econômicas. A primeira teve uma curva ROC de 49,2% na discriminância do estágio recuperação judicial. A segunda variável teve uma curva ROC de 44,4% na discriminância do estágio insuficiência por saldo. Como essas variáveis apresentaram ponto de corte acima de 55% nos outros estágios de insolvência e pelo fato de serem objeto de teste em uma das hipóteses deste estudo, ambas permanecerão para teste no modelo final.

Posteriormente, foram reconhecidos os valores extremos de cada variável. Para detectar os valores extremos, as variáveis foram padronizadas (*Z-score*) e as observações maiores que 2 e menores que -2 foram consideradas valores extremos. Por essa metodologia, identificou-se a variável porte com apenas um valor extremo. As variáveis retorno e

$\frac{\text{Patrim\~{o}nio L\~{i}quido}}{\text{Exig\~{i}vel Total}}$ apresentaram dois valores extremos. A variável $\frac{\text{N\~{a}o exig\~{i}vel-capital}}{\text{Ativo Total}}$ apresentou quatro observações com valores extremos e a variável volatilidade apresentou cinco valores extremos. Por fim, as variáveis do bloco *proxy* da economia, beta e R², apresentaram sete e oito valores extremos, respectivamente. Com exceção das variáveis do bloco *proxy* da economia, cujos valores extremos representavam acima de cinco por cento do número de observações, todas as outras tiveram os respectivos valores substituídos pela técnica do vizinho mais próximo.

Após a substituição dos valores extremos, foi realizada uma análise descritiva dos dados, em que foi observada a permanência de algumas anomalias, como coeficiente padrão elevado, principalmente, nas variáveis referentes ao bloco indicadores contábeis e retorno. Já o teste de inflação de variância (VIF) se mostrou adequado. Todas as variáveis ficaram com VIF abaixo de dois e a média das variáveis apresentaram VIF de 1,4.

Após a substituição das variáveis, foram testadas 10 variáveis na seguinte ordem: gestão (governança), variáveis dos indicadores contábeis, porte da empresa, variáveis preço das ações (retorno e volatilidade), *proxies* da economia (β e R²) e, por fim, as variáveis referentes a *rating*. O critério adotado para a escolha das variáveis foi o *Backward Stepwise*.

Para o cálculo do risco relativo, em razão da diferença de magnitude entre as variáveis, notadamente das variáveis do bloco indicadores contábeis, retorno e porte da empresa frente às outras variáveis, foi feita a padronização. Todas as variáveis tiveram as respectivas observações padronizadas pelo desvio em relação à média (score Z). Os coeficientes do modelo são sensíveis à magnitude das variáveis, logo a não padronização implicaria em razão de chance irreal dos grupos estágios de insolvência e empresas solventes.

3.5 HIPÓTESES

Altman e Hotchkiss (2006, p. 5) e Ross, Westerfield e Jaffe (2011, p. 683) observaram que existem vários estágios de insolvência que variam em níveis de severidade. Para este trabalho, a insolvência mais branda terá a nomenclatura de insuficiência por fluxo e significa a violação de uma cláusula contratual (*covenants*, por exemplo) ou a falta de pagamento de um empréstimo. Essas violações, segundo Altman e Hotchkiss (2006), raramente levam à falência, embora o não pagamento tenha maior chance de ter o reconhecimento legal de insolvência. Um estágio mais severo de insolvência foi denominado neste estudo de insuficiência por saldo. Esse estágio indica uma situação crônica caracterizada pelo passivo a descoberto. Por fim, foi discriminada a recuperação judicial, como o estágio da insolvência final, em que existe um procedimento legal junto ao órgão judiciário. Desse contexto, extraiu-se a seguinte hipótese geral:

Hipótese Geral: As variáveis gestão, preço das ações, porte da empresa, *proxies* da economia e migração de *rating*, em conjunto com indicadores contábeis, elevam a discriminação dos estágios de insolvência e aumentam o poder explicativo do modelo com variáveis estatisticamente significantes.

Diversas são as razões que levam uma empresa à insolvência. Contudo, para Altman e Hotchkiss (2006, p. 13), na grande maioria das vezes, a razão é decorrente do mau gerenciamento. Com base nessa afirmação, o presente trabalho utilizou a *proxy* nível de governança da Bovespa (Novo Mercado, Nível I e Nível II) para medir a influência da gestão no risco da empresas.

H1: O indicador gestão agrega poder discriminante estatisticamente significativo aos modelos de previsão de insuficiência por fluxo, saldo e por recuperação judicial.

Para Deventer e Imai (2003, p. 130), o porte da empresa é uma das variáveis mais utilizadas no mundo por construtores de escores. Omiti-la em um modelo também pode significar um desempenho abaixo do que poderia ser obtido.

H2: O indicador porte da empresa agrega poder discriminante estatisticamente significativo aos modelos de previsão de insuficiência por fluxo, saldo e por recuperação judicial.

Koopman *et al.* (2006, p. 8) utilizaram o retorno e a volatilidade do S&P 500 como um dos indicadores que explicam as migrações de classificação de risco de crédito e eventuais *defaults*. Ambos os indicadores se mostraram relevantes no estudo.

H3: Os indicadores relativos ao preço das ações agregam poder discriminante estatisticamente significativo aos modelos de previsão de insuficiência por fluxo, saldo e por recuperação judicial.

Abdou e Pointon (2011) avaliaram 214 trabalhos sobre *credit scoring* e destacaram que futuros estudos deveriam buscar novas variáveis que mensurassem as mudanças nas condições econômicas. Carling *et al.* (2007, p. 863) observaram que é essencial unir variáveis econômicas aos indicadores contábeis das empresas para alcançar maior poder preditivo para o risco de inadimplência.

Rasero (2008, p. 84) observa, entretanto, que as variáveis econômicas, por serem iguais para os tomadores de empréstimo, não possuem poder discriminante em um modelo logístico. Para contornar essa limitação, foram utilizados as *proxies* β e R^2 . Seguindo o mesmo conceito de Hilscher e Wilson (2013, p. 24), que mediu a influência do risco sistemático por meio do β , essa primeira variável apresentará o comportamento da empresa frente ao comportamento da economia (índice Bovespa). A segunda variável segue o conceito de Damodaran (2009, p. 189), no qual o R^2 mede quanto a empresa absorve do risco de mercado. Desses conceitos, extraiu-se a seguinte hipótese:

H4: As *proxies* de condição econômica agregam poder discriminante estatisticamente significativo aos modelos de previsão de insuficiência por fluxo, por saldo e por recuperação judicial.

Para Mays e Lynas (2010, p. 21), os modelos de previsão de insolvência, baseados apenas em uma distribuição binomial (*default versus non-default*) podem enfraquecer o poder preditivo de um modelo. Dessa afirmação, nasceu a última hipótese deste trabalho.

H5: A inclusão de indicadores referentes à migração de *rating* agrega poder discriminante estatisticamente significativo aos modelos de previsão de insuficiência por fluxo, por saldo e por recuperação judicial.

O Quadro 9 faz um resumo dos resultados esperados para cada uma das hipóteses testadas.

Quadro 9: Sinais esperados

Hipótese	Variáveis	Sinais Esperados	Fonte
H1: O indicador gestão agrega poder discriminante à previsão de insuficiência por fluxo, saldo e recuperação judicial.	níveis de governança Bovespa: novo mercado, nível I e nível II.	Quanto pior a qualidade da gestão, maior a chance de insolvência. Sinal negativo é esperado.	Altman e Hotchkiss (2006); Krauter, Souza e Luporini (2006); Karamzadeh (2013).
H2: O indicador porte da empresa agrega poder discriminante aos estágios de insolvência.	ln do valor da empresa/valor de mercado	Quanto menor o porte, maior a chance de a empresa se encontrar em um dos estágios de insolvência. Sinal negativo é esperado.	Deventer e Imai (2003); Amato e Furfine (2003); Hwang, Chung e Chu (2010).
H3: Os indicadores relativos ao preço das ações agrega poder discriminante aos estágios de insolvência.	retorno e ln da volatilidade.	Quanto maior o retorno, menor a chance de se caracterizar como empresa pertencente ao estágio de insolvência. Sinal negativo é esperado. Quanto maior a volatilidade, maior a chance de se caracterizar como empresa pertencente ao estágio de insolvência. Sinal positivo é esperado.	Koopman <i>et al.</i> (2006); Figlewski, Frydman e Liang (2012).
H4: <i>Proxies</i> da economia estão relacionados aos estágios de insolvência.	β e R^2	Quanto maior o β maior a chance de ser classificada em um dos estágios de insolvência. Sinal positivo é esperado. Para R^2 como se desconhece testes com o objetivo de medir risco de crédito, foi feita a suposição de quanto maior o risco que a empresa absorve da economia, maior a chance de a empresa estar em um dos estágios da insolvência.	Hilscher e Wilson (2013); Amato e Furfine (2003); Damodaran (2009).
H5: Indicadores referentes à migração de <i>rating</i> agrega poder discriminante para os estágios de insolvência.	<i>rating</i> inicial, <i>rating</i> atual e reclassificações recentes.	Empresas classificadas inicialmente na classe de melhor risco têm menor chance de pertencer ao estágio de insolvência. Sinal negativo é esperado. Empresas que permanecem na mesma classificação de risco nos últimos 3 anos têm maior chance de alcançar o estágio de insolvência. Empresas reclassificadas para <i>downgrade</i> em passado recente têm maior possibilidade de <i>default</i> ou de serem rebaixadas novamente.	Figlewski, Frydman e Liang (2012).

Fonte: Elaborado pelo autor.

* O R^2 é um indicador, segundo Damodaran (2009, p. 113), que mede quanto uma empresa absorve de risco de mercado.

3.6 LIMITAÇÕES DA PESQUISA

Apesar do esforço para realizar a pesquisa de forma adequada existem limitações decorrente, principalmente, da amostra coletada. A primeira limitação refere-se ao tamanho da amostra que é pequena e não permite a divisão em amostra de desenvolvimento e amostra de teste para verificar se o modelo tem capacidade de generalização. Essa falta impede a verificação da robustez do modelo e pode significar que as variáveis encontradas na pesquisa são frágeis, ou seja, as variáveis relevantes deste trabalho não seriam significantes estatisticamente em outra amostra da mesma população.

A segunda limitação refere-se a coleta dos dados. As empresas coletadas para fazer parte do estágio insuficiência por fluxo tiveram a ocorrência dos eventos, na sua maioria, em anos recentes (do ano de 2011 ao ano de 2013) em razão da dificuldade de obtenção de informação de eventos mais antigos. Para as empresas caracterizadas por passivo a descoberto os eventos ocorreram na sua maioria antes de 2010. Por sua vez, as empresas que entraram em recuperação judicial possuem eventos distribuídos ao longo dos anos estudados. Dessa forma, desconhece-se a capacidade de *performance* do modelo para os anos vindouros.

Por fim, cabe ressaltar que em razão das poucas empresas de capital aberto caracterizadas pela insolvência, foi adotada para estes grupos - grupo das empresas insolventes - uma amostragem não probabilística. O mesmo não ocorreu para as empresas intituladas como saudáveis em que a amostragem foi probabilística.

As faltas apresentadas, apesar de poderem afetar o modelo, não invalidam os resultados desta pesquisa uma vez que estes, na maior parte deles, são corroborados por pesquisas anteriores. Além disso, o trabalho traz, como contribuição, para a academia e desenvolvedores de modelos, uma nova ótica para a construção dos modelos de previsão de insolvência.

4. DESCRIÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Para a análise dos dados, foram coletadas 108 empresas, sendo 24 no estágio de insolvência, 15 no estágio insuficiência por fluxo, 15 no estágio insuficiência por saldo e 54 solventes. As empresas insolventes foram pareadas com cada empresa solvente com base no ano anterior ao evento da insolvência.

Este capítulo contempla a análise descritiva das variáveis e os resultados alcançados pelo modelo. A relevância das variáveis, um dos objetivos deste trabalho, também é destaque neste capítulo.

4.1 ESTATÍSTICA DESCRITIVA DAS VARIÁVEIS POR ESTÁGIO DE INSOLVÊNCIA E EMPRESAS SAUDÁVEIS

Nesta seção é apresentada a análise descritiva de cada variável quantitativa que foi testada no modelo para os estágios de insolvência por fluxo, insolvência por saldo, recuperação judicial e empresas saudáveis.

A tabela 8 apresenta o comportamento da variável capital próprio em relação ao ativo total e é obtida pela fórmula $\frac{\text{Não exigível} - \text{capital}}{\text{Ativo total}}$.

Tabela 8: Análise descritiva da variável capital próprio

	Geral	Recuperação Judicial	Insuficiência por saldo	Insuficiência por fluxo	Empresas saudáveis
Mínimo	-2,980	-2,980	-2,980	-0,770	-1,602
Máximo	0,983	0,367	0,216	0,898	0,983
Mediana	0,063	-0,248	-0,116	0,079	0,183
Média	-0,065	-0,449	-0,408	0,132	0,147
Desvio-padrão	0,595	0,748	0,788	0,384	0,335
Coef. Variação	-9,151	-1,632	-1,864	2,802	2,260
Erro padrão	0,057	0,153	0,203	0,099	0,046

Fonte: Dados da pesquisa.

Pela análise da Tabela 8, observa-se que a média e a mediana se reduzem até alcançar valor negativo nos estágios insuficiência por saldo e recuperação judicial. Essa redução faz sentido, uma vez que, à medida que a recuperação judicial se aproxima, é esperado menor nível de capital próprio frente ao ativo total. Apesar de essa análise descritiva ter sido processada após a substituição dos dados extremos, ainda assim foram observados alguns

valores discrepantes. No grupo das empresas em recuperação judicial, a Varig (-2,98), a Kepler Weber (-1,71) e a Teka (-1,776) apresentaram resultados para essa variável próximos de -2 e -3, enquanto o restante das empresas apresentou resultados entre 0,367 e -0,9. O mesmo ocorreu com as empresas do grupo insuficiência por saldo, em que se destaca a Plascar (-2,98).

A Tabela 9 apresenta o comportamento da variável endividamento e é expressa pela fórmula $\frac{\text{Patrimônio Líquido}}{\text{Exigível total}}$.

Tabela 9: Análise descritiva da variável endividamento

	Geral	Recuperação Judicial	Insuficiência por saldo	Insuficiência por fluxo	Empresas saudáveis
Mínimo	-0,901	-0,901	0,005	0,092	0,063
Máximo	58,972	6,107	1,000	34,819	58,972
Mediana	0,727	0,011	0,130	1,212	1,308
Média	4,197	0,519	0,251	7,541	5,999
Desvio-padrão	10,881	1,666	0,309	11,376	13,661
Coef. variação	2,580	3,141	1,187	1,457	2,256
Erro padrão	1,047	0,340	0,080	2,937	1,859

Fonte: Dados da pesquisa.

A variável $\frac{\text{Patrimônio Líquido}}{\text{Exigível total}}$ mede a relação capital próprio e capital de terceiros.

Observa-se na tabela 9 que o grupo das empresas saudáveis e insuficiência por fluxo foram fortemente impactados por algumas empresas com baixo nível de endividamento frente ao capital próprio, o que afetou a média e elevou o desvio-padrão geral. No entanto, pela mediana, é possível observar que as empresas saudáveis possuem menor endividamento que empresas caracterizadas por insuficiência de fluxo e que esta, por sua vez, tem maior participação de capital próprio que o grupo insuficiência por saldo e recuperação judicial.

A Tabela 10 compara os perfis das empresas insolventes com as empresas saudáveis quanto ao porte. Essa variável foi calculada pelo $\ln\left(\frac{\text{valor de mercado da empresa}}{\text{valor da Bovespa}}\right)$.

Tabela 10: Análise descritiva da variável Porte da Empresa

	Geral	Recuperação Judicial	Insuficiência por saldo	Insuficiência por fluxo	Empresas saudáveis
Mínimo	-12,744	-12,744	-12,329	-11,846	-11,046
Máximo	-4,465	-4,950	-7,719	-4,701	-4,465
Mediana	-8,206	-10,596	-10,572	-6,390	-7,590
Média	-8,441	-10,177	-10,274	-6,811	-7,614
Desvio-padrão	2,247	2,075	1,505	1,754	1,774
Coef. variação	-0,265	-0,200	-0,142	-0,249	-0,231
Erro padrão	0,216	0,424	0,389	0,453	0,241

Fonte: Dados da pesquisa.

Nota-se na Tabela 10 que empresas dos grupos recuperação judicial e no estágio insuficiência por saldo são empresas de menor porte. Destaque para a OGX no grupo de empresas em recuperação judicial, pois o seu porte, por essa forma de medir a variável, ficou próximo das grandes empresas no grupo insuficiência por fluxo e empresas saudáveis, influenciando a média do grupo de empresas em recuperação judicial. Outro destaque foi o fato de as empresas com insuficiência de fluxo serem, para esta amostra, em média, maiores que as saudáveis.

A próxima Tabela a ser apresentada – Tabela 11 – mostra o comportamento das empresas insolventes frente às empresas saudáveis. Esta variável foi calculada em base anual.

Tabela 11: Análise descritiva da variável Retorno

	Geral	Recuperação Judicial	Insuficiência por saldo	Insuficiência por fluxo	Empresas saudáveis
Mínimo	-78,672	-69,811	-57,143	-78,672	-61,728
Máximo	478,305	300,000	478,305	12,652	478,305
Mediana	0,908	-18,015	25,590	-22,848	21,917
Média	32,571	18,306	62,386	-25,336	46,589
Desvio-padrão	100,502	107,804	135,297	26,761	93,933
Coef. variação	3,071	5,765	2,080	-1,020	1,997
Erro padrão	9,671	22,005	34,394	6,910	12,783

Fonte: Dados da pesquisa.

A variável retorno apresentou resultado inesperado, revelando que empresas com insuficiência por saldo são mais rentáveis que os outros estágios de insolvência e, até mesmo, mais rentável que o grupo de empresas saudáveis. Outro resultado imprevisto são as empresas com insuficiência por fluxo mostrarem retornos negativos.

A empresa com maior retorno no estágio insuficiência por fluxo alcançou apenas 12,65% (bem abaixo dos outros estágios). Esse estágio teve também o menor erro padrão e o menor desvio-padrão. A análise descritiva do estágio insuficiência por fluxo reforça a consistência dos retornos negativos quando comparado aos outros estágios de insolvência e às empresas saudáveis. Esse resultado é contraintuitivo.

Uma possível explicação para o retorno negativo do grupo insuficiência por saldo é que muitas empresas desse grupo são acompanhadas pelos analistas de mercado de capitais (Gol Linhas Aéreas, Hypermarchas, LLX, Suzano, Coteminas, entre outras). Estas empresas, ao apresentarem deficiência econômico-financeira, tiveram o desempenho refletido no preço

das ações que passaram de uma situação de valorização para desvalorização ou valorização menos significativa.

Quanto a elevada valorização de empresas com passivo a descoberto e em recuperação judicial, uma possível explicação é a oportunidade de especulação que empresas desses grupos oferecem face a assimetria de informação e, também, pelo fato de algumas das empresas desses grupos terem ações cotadas a menos de R\$ 1,00 onde qualquer valorização de centavos implica em retornos substanciais.

A Tabela 12 mostra o comportamento dos grupos de empresas, solventes e insolventes, quanto à volatilidade.

Tabela 12: Análise descritiva da variável Volatilidade

	Geral	Recuperação Judicial	Insuficiência por saldo	Insuficiência por fluxo	Empresas saudáveis
Mínimo	0,015	0,015	0,023	0,023	0,016
Máximo	0,174	0,156	0,174	0,102	0,148
Mediana	0,037	0,059	0,092	0,032	0,028
Média	0,052	0,066	0,087	0,035	0,041
Desvio-padrão	0,036	0,037	0,043	0,020	0,030
Coef. variação	0,693	0,540	0,485	0,544	0,707
Erro padrão	0,004	0,007	0,011	0,005	0,004

Fonte: Dados da pesquisa.

A variável volatilidade foi calculada em base anual e sua descrição está em linha com a literatura em finanças. Segundo Damodaran (2009, p. 80), o risco de inadimplência é reflexo da volatilidade do fluxo de caixa. Nota-se na Tabela 12 que empresas de maior risco (estágio recuperação judicial e insuficiência por saldo) apresentam maior volatilidade. Observa-se, no entanto, que mesmo pela mediana, a volatilidade é menor no grupo recuperação judicial do que no grupo insuficiência por saldo. Esse resultado é contraintuitivo e talvez possa ser explicado pelo fato que empresas do grupo recuperação judicial serem reconhecidas pela forte incapacidade de geração de caixa, implicando na redução da volatilidade quando comparado ao grupo de empresas caracterizadas por insuficiência por saldo.

A Tabela 13 traz uma *proxy* do estado da economia representada pelo Beta (β). A variável beta busca medir o risco sistemático de uma empresa, ou seja, como a empresa se comporta frente ao risco da economia. Maior beta é característica de empresas mais arriscadas.

Tabela 13: Análise descritiva da variável Beta

	Geral	Recuperação Judicial	Insuficiência por saldo	Insuficiência por fluxo	Empresas saudáveis
Mínimo	-1,806	-0,374	-1,806	0,334	-0,771
Máximo	3,358	1,912	3,358	1,325	2,108
Mediana	0,501	0,620	0,285	0,981	0,421
Média	0,540	0,629	0,254	0,926	0,473
Desvio-padrão	0,657	0,608	1,243	0,303	0,454
Coef. variação	1,212	0,947	4,726	0,316	0,951
Erro padrão	0,063	0,124	0,321	0,078	0,062

Fonte: Dados da pesquisa.

Pela análise descritiva, de acordo com a Tabela 13, não foi percebida uma relação em que empresas de maior risco apresentem maior beta. Os menores betas foram encontrados nas empresas do estágio insuficiência por saldo e os maiores betas, nas empresas do estágio insuficiência por fluxo. Esse resultado é contraintuitivo. Talvez o β não seja uma *proxy* adequada para medir o comportamento da empresa frente a condição da economia.

A Tabela 14 apresenta a variável R^2 que, de acordo com Damodaran (2009, p. 189), estima a proporção de o risco de mercado afetar uma empresa. Da mesma forma que o beta, é esperado que maior R^2 seja característica das empresas de maior risco.

Tabela 14: Análise descritiva da variável R^2

	Geral	Recuperação Judicial	Insuficiência por fluxo	Insuficiência por saldo	Empresas saudáveis
Mínimo	0,000	0,000	0,019	0,008	0,001
Máximo	0,740	0,493	0,508	0,740	0,456
Mediana	0,068	0,033	0,256	0,049	0,072
Média	0,137	0,098	0,244	0,145	0,122
Desvio-padrão	0,154	0,146	0,135	0,232	0,123
Coef. variação	1,120	1,454	0,536	1,545	1,006
Erro padrão	0,015	0,030	0,035	0,060	0,017

Fonte: Dados da pesquisa.

Conforme a Tabela 14, o grupo das empresas em recuperação judicial apresentou os menores R^2 , o que é contraintuitivo. Cabe ressaltar que esta variável não foi testada em nenhum dos trabalhos referenciados nesta pesquisa. Da mesma forma que o Beta, é provável que o R^2 não seja uma *proxy* adequada para identificar o impacto do estado da economia na empresa.

A análise descritiva das variáveis quantitativas foram contraituitivas para os blocos preço das ações e *proxies* da variável econômica. Na análise dos resultados – próximo tópico deste trabalho – as variáveis dos blocos gestão, indicadores contábeis, porte, preço das ações, *proxy* da economia e migração de *rating* são testadas. Os resultados são comparados com os resultados de outros autores.

4.2 ANÁLISE DOS RESULTADOS

A regressão logística multinomial, para ser aplicada, precisa de uma categoria como referência. No presente trabalho, a referência são as empresas saudáveis. Pelo critério *backward stepwise*, foram discriminadas as variáveis relevantes em relação aos estágios de insolvência.

4.2.1 Análise do modelo

Para avaliar a qualidade do ajuste do modelo, foi usado o valor do $-2 \log \text{likelihood}$, o pseudo- R^2 de Nagelkerke e a matriz de confusão.

O indicador $-2 \log \text{likelihood}$ mostra a informação não explicada existente em cada nível de ajuste do modelo. Valores elevados nesse indicador mostram uma aderência pobre do modelo (FIELD, 2009).

Na concepção de Pestana e Gageiro (2009, p. 170), na regressão logística, as medidas de associação são aproximações do coeficiente R^2 , ou seja, procuram explicar a variância dos estágios de insolvência devido às variáveis independentes. O coeficiente de determinação de Nagelkerke varia entre zero e um. Quanto mais próximo de um, maior a aderência do modelo.

A matriz de confusão mostra o desempenho do modelo quanto à taxa de classificação correta. O modelo será avaliado, partindo do intercepto, a cada entrada de variáveis por bloco. O primeiro bloco a entrar será gestão. Posteriormente, entrarão o bloco indicador contábil, porte da empresa, preço das ações, *proxies* da economia e migração de *rating*.

A Tabela 15 apresenta o ajuste do modelo a cada entrada de bloco de variáveis.

Tabela 15: Aderência do modelo

Bloco de variáveis	$-2 \log \text{likelihood}^*$	Nagelkerke
Intercepto	265,500	-
Gestão	-	0,228
Indicadores contábeis	203,609	0,477
Porte da empresa	194,575	0,526
Preço das ações	173,544	0,627
<i>Proxies</i> da economia	164,019	0,666
Migração de <i>rating</i>	147,291	0,728

Fonte: Elaborado pelo autor.

*O indicador $-2 \log \text{likelihood}$ foi calculado a partir da entrada da 2ª variável.

A Tabela 15 mostra um modelo melhor ajustado a cada entrada do bloco de variáveis. Conforme Maroco (2003, p. 385), o valor do R^2 que produz ajustamento adequado é subjetivo, porém, segundo o autor, para as ciências sociais, valores acima de 0,5 já são considerados um ajuste aceitável do modelo aos dados. Dessa forma, por essa medida, observando que o pseudo- R^2 foi de 0,728, o modelo pode ser considerado bom, já que supera em quase 46% o R^2 aceitável.

A matriz de confusão mostra o desempenho do modelo a cada entrada de bloco de variáveis. A Tabela 16 mostra a taxa de classificação das observações corretamente classificadas nos seus respectivos estágios de insolvência e empresas saudáveis. A Tabela mostra ainda um salto no nível de acerto do modelo quando as variáveis do bloco migração de *rating* entram no modelo. Esse fato é corroborado pela análise das variáveis, uma vez que o bloco migração de *rating* foi o único a ter representantes em todos os estágios de insolvência.

Tabela 16: Porcentagem de classificação correta

Empresas	Gestão	Indicadores contábeis	Porte da empresa	Preço das ações	Proxies da economia	Migração de rating
Recuperação judicial	0	62,5	62,5	50,0	62,5	75,0
Insuficiência por saldo	0	6,7	0	13,3	40,0	40,0
Insuficiência por fluxo	0	0	0	53,3	53,3	73,3
Empresas saudáveis	100,0	96,3	92,6	88,9	83,3	85,2
Acerto Global	50,0	63,0	60,0	64,8	68,5	75,0

Fonte: Elaborado pelo autor.

O nível de acerto global foi prejudicado pelo fraco desempenho na discriminação no estágio insuficiência por saldo. Todavia, a Tabela 17 revela que, das quinze empresas que compõem o estágio insuficiência por saldo, seis foram classificadas corretamente e sete foram classificadas no estágio em recuperação judicial, o que seria o último estágio de severidade de insolvência. Essa confusão na classificação, de fato, não surpreende, uma vez que o perfil esperado nas empresas do grupo recuperação judicial e insuficiência por saldo é muito próximo.

Tabela 17: Matriz de confusão (em percentual)

Estágio	Recuperação judicial	Insuficiência Saldo	Insuficiência Fluxo	Empresas saudáveis	% correto
Recuperação judicial	18	0	2	4	75,0%
Insuficiência Fluxo	1	0	11	3	73,3%
Insuficiência Saldo	7	6	0	2	40,0%
Empresas Saudáveis	5	0	3	46	85,2%

Fonte: Elaborado pelo autor.

A Tabela 16 mostra um salto no nível de acerto do modelo quando as variáveis do bloco migração de *rating* entram no modelo. Esse fato é corroborado pela análise das variáveis, uma vez que o bloco migração de *rating* foi o único a ter representantes em todos os estágios de insolvência.

4.2.2 Análise das variáveis

Segundo Tufféry (2011, p. 454), entre os testes específicos para regressão logística, encontram-se o indicador de Wald e o intervalo de confiança. Conforme o autor, o indicador de Wald deve ser acima de 3,84 e o intervalo de confiança não deve conter 1 dentro do intervalo.

A escolha das variáveis relevantes considerará esses critérios, além do nível de significância. A Tabela 18 apresenta as variáveis que foram relevantes para o modelo em pelo menos um estágio de insolvência.

Tabela 18: Relevância das variáveis

Variáveis	Indicadores	Insuficiência por Fluxo	Insuficiência por Saldo	Recuperação Judicial
Reclassificação de <i>rating</i>	Coefficiente			21,355
	Indicador Wald			471,221
	Int. confiança (95%)			[2,7E8;1,29E10]
	P – valor			0,000
<i>Rating</i> inicial	Coefficiente	-2,650	-2,373	
	Indicador Wald	4,793	4,140	
	Int. confiança (95%)	[0,007;0,758]	[0,009;0,917]	
	P – valor	0,029	0,042	
<u>Não exigível – capital</u> Ativo total	Coefficiente			-1,090
	Indicador Wald			3,936
	Int. confiança (95%)			[0,115;0,987]
	P – valor			0,047
Porte	Coefficiente		-1,437	-1,815
	Indicador Wald		5,895	9,992
	Int. confiança (95%)		[0,074;0,758]	[0,053;0,502]
	P – valor		0,015	0,002
Retorno	Coefficiente	-2,875		
	Indicador Wald	5,833		
	Int. confiança (95%)	[0,005;0,582]		
	P – valor	0,016		

Fonte: Elaborado pelo autor.

Conforme demonstrado na Tabela 18 houve cinco variáveis significantes estatisticamente para discriminar os estágios de insolvência em relação às empresas saudáveis. As variáveis mais relevantes foram a reclassificação de *rating* e porte da empresa, ambas discriminam o estágio recuperação judicial, ao nível de 1% de significância. Além destas variáveis, também foram significantes para discriminar os estágios de insolvência as

variáveis rating inicial, o indicador contábil que mede a relação entre capital próprio e ativo total e, por fim, a variável retorno. Todas as variáveis da Tabela 19 serão abordadas de forma mais profunda no próximo tópico.

4.2.3 HIPÓTESES TESTADAS POR VARIÁVEL

A hipótese geral deste trabalho é que as variáveis gestão, preço das ações, porte da empresa, *proxies* da economia e migração de *rating*, em conjunto com indicadores contábeis, elevam a discriminação dos estágios de insolvência e aumentam o poder explicativo do modelo.

4.2.2.1.1 Gestão

A primeira hipótese deste trabalho é que a variável gestão agrega poder discriminante estatisticamente significativo para o modelo de previsão de insuficiência por fluxo, saldo e recuperação judicial.

Conforme Altman e Hotchkiss (2006, p. 13) e Karamzadeh (2103, p. 2008), a falta de gestão é a principal razão da insolvência na maioria das empresas. Na literatura utilizada para este trabalho, a variável gestão não foi testada por outros pesquisadores.

A primeira variável ausente do modelo que se destaca é a variável gestão. Essa variável, para esta amostra, e em conjunto com as variáveis indicadores contábeis, porte, preço das ações, *proxies* da economia e migração de *rating* foi excluída do modelo pelo método *backward stepwise* por apresentar significância estatística de 36,1%.

Essa ausência é contraintuitiva, o que pode indicar que a *proxy* governança da BM&FBovespa - Novo Mercado, Nível I e Nível II -, é um substituto imperfeito para medir o impacto da gestão nas empresas.

4.2.2.1.2 Porte da empresa

A segunda hipótese deste trabalho é que a variável porte agrega poder discriminante estatisticamente significativo para o modelo de previsão de insuficiência por fluxo, saldo e recuperação judicial.

No entender de Deventer e Imai (2003, p. 130), o porte da empresa é uma das variáveis mais utilizadas por construtores de escore de crédito no mundo. Segundo esses autores, Chava e Jarrow (2001) descobriram que o tamanho relativo da empresa propicia maior curva ROC ao modelo. Hilsher e Wilson (2013) e Hwang, Chung e Chu (2010) incluíram porte da empresa em seus modelos e encontraram significância no nível de 1%. Shumway (1999), em sua pesquisa sobre previsão de falência, encontrou significância estatística nessa variável, mas a 1% e 5%. Igualmente aos autores anteriores, Amato e Furfine (2003) também encontraram significância estatística na variável porte da empresa.

Outros autores, entretanto, chegaram a resultados diferentes. Bonfim (2009) considerou o tamanho da empresa em sua pesquisa, mas não encontrou relevância na variável porte da empresa quanto ao *default*. A autora apresentou resultados contraditórios: as microempresas têm menor frequência de *default* que as pequenas empresas. As pequenas apresentaram menor frequência de *default* que as médias e estas apresentaram menor frequência de *default* que as grandes empresas. Em resumo, pelo resultado desse trabalho, quanto maior a empresa, maior a frequência de *default*, o que é contraintuitivo.

Blöchlinger, Leippold e Maire (2012) também não encontraram relevância da variável tamanho da empresa em seu estudo.

Neste trabalho, a variável porte da empresa foi significativa no nível de 5% para o estágio insuficiência por saldo e no nível de 1% para recuperação judicial. O coeficiente dessa variável indica que, quanto maior a empresa, menor a chance de pertencer ao grupo insuficiência por saldo ou recuperação judicial. O resultado está dentro do esperado e em linha com os resultados de outros autores como Amato e Furfine (2003) e Hwang, Chung e Chu (2010).

4.2.2.1.3 Preço das ações

A terceira hipótese deste estudo é a de que o bloco de variáveis preço das ações agrega poder discriminante estatisticamente significativo para o modelo de previsão de insuficiência por fluxo, saldo e recuperação judicial.

Segundo Anderson (2007, p. 122), o preço das ações possui conteúdo informacional intrínseco que responde aos cinco C's do crédito: capacidade de pagamento, capital (solidez financeira), condições econômicas e setoriais vigentes, caráter (histórico referente ao cumprimento das obrigações contratuais) e colateral (garantia de crédito).

Koopman *et al.* (2006, p. 8) utilizaram o retorno e a volatilidade do S&P 500 como um dos indicadores que explicam as migrações de classificação de risco de crédito e eventuais *defaults*. Ambos os indicadores se mostraram relevantes no estudo.

Pu e Zhao (2012) pesquisaram a influência das variáveis da empresa, setor, mercado e macroeconômicas sobre o *spread* dos *credit default swap* (CDS). Os autores usaram, entre outras, as variáveis retorno e volatilidade das ações. Concluíram que ambas estão correlacionadas significativamente com o *spread* dos CDS.

Para Figlewski, Frydman e Liang (2012, p. 95), a performance do mercado acionário é o indicador que mede, de forma mais ampla, a qualidade das empresas. Esses autores utilizaram o retorno e a volatilidade do S&P 500 e o retorno do índice Russel 2000 em seu trabalho. Observaram que o retorno do S&P 500 e do índice Russel 2000 são significantes para indicarem empresas que saem da classificação investimento especulativo em direção à *default*. Por outro lado, obtiveram resultado anômalo ao indicar que o índice S&P 500 está significativamente associado com a redução de intensidade de uma reclassificação do maior para o menor risco. Louis, Van Laere e Baesens (2013) utilizaram o retorno do S&P 500 para prever as transições na classificação de risco de crédito, mas esse indicador não se mostrou relevante em sua pesquisa.

No presente trabalho, o bloco preço das ações é composto pelas variáveis retorno e volatilidade. Essa última foi expurgada do modelo pelo método *stepwise backward* em razão da baixa significância estatística – 34,6%.

A variável retorno se mostrou relevante para o estágio insuficiência por fluxo no nível de significância de 5%. O coeficiente dessa variável indica que empresas no estágio de insolvência insuficiência por fluxo têm menor retorno se comparadas com empresas saudáveis. O resultado está dentro do esperado.

4.2.2.1.4 *Proxy* da economia

A quarta hipótese deste trabalho é o bloco de variáveis *proxy* da economia e agrega poder discriminante estatisticamente significativo para o modelo de previsão de insuficiência por fluxo, saldo e recuperação judicial.

Um dos estudos mais recentes que relaciona macroeconomia e risco de crédito é o de Louis, Laere e Baensens (2013), o qual busca explicar a migração de *rating* de crédito, dentre outras variáveis, por meio dos fatores macroeconômicos. Bonfim (2009), com uma amostra de 30.000 empresas portuguesas, buscou quantificar o risco sistemático e não sistemático que influenciam o risco de *default*. A autora concluiu que as variáveis econômicas têm importante poder preditivo de *default*.

Stefanescu, Tunaru e Turnbull (2009) concluíram que o estado da economia tem forte influência na transição de *rating* de crédito, mas afeta o risco das empresas de formas diferenciadas. Anteriormente, Nickell, Perraudin e Varotto (2000) haviam concluído o mesmo a partir de três cenários para a economia: depressão, normal e pico, considerando o nível do Produto Interno Bruto. No mesmo ano, Bangia, Diebold e Schuermann (2000), corroborando os trabalhos anteriores, chegaram à conclusão de que o rebaixamento das classificações e as probabilidades de *default* se elevam significativamente nas fases de contração da economia.

Figlewski, Frydman e Lianga (2012) inovaram ao elaborar o primeiro estudo relacionando histórico de *rating* com fatores macroeconômicos, utilizando a regressão de Cox. Esses autores concluíram que, juntando os fatores macroeconômicos às variáveis de transição de *rating*, a significância estatística é aumentada, levando ao maior poder explicativo do modelo.

No presente trabalho, o bloco *proxy* da economia é composto pelas variáveis beta e R². Esta última foi eliminada do modelo pelo método *stepwise backward* por não ser relevante

para nenhum dos estágios de insolvência. O nível de significância dessa variável foi de 15,2%. A ausência da variável R^2 entende-se que não foi inesperada, uma vez que ela não foi testada em outros estudos para medir risco de crédito.

Essa variável encontra-se neste trabalho em razão do R^2 indicar o risco que uma empresa absorve da economia (DAMODARAN, 2009). Quanto à variável beta, o sucesso encontrado por Hilscher e Wilson (2013) não foi corroborado pela presente pesquisa, pois ela não se mostrou significativa no nível de 5% para nenhum dos estágios de insolvência.

De acordo com Mellagi Filho e Ishikawa (2003, p. 277), muitos trabalhos acadêmicos criticam o Ibovespa como índice que representa o mercado, uma vez que sua composição depende da liquidez das ações. Essa característica pode levar um setor específico a influenciar o índice por ser mais negociado. Póvoa (2012, p. 198) também faz as mesmas considerações sobre o uso do Ibovespa e observa que a concentração em determinados setores provoca o enfraquecimento do β , pois não representa adequadamente os setores relacionados à economia brasileira.

Uma possível explicação para o beta não se apresentar como uma variável significativa no presente trabalho é o fato de ele possivelmente ser um substituto imperfeito para a condição da economia.

4.2.2.1.5 Migração de *rating*

A quinta e última hipótese deste trabalho é o bloco migração de *rating*, que agrega poder discriminante estatisticamente significativo para o modelo de previsão de insuficiência por fluxo, saldo e recuperação judicial.

Altman (1998) observou que as empresas de classificação de risco Moody's e S&P podem incluir na mesma classe de risco uma empresa que recentemente emitiu títulos com outra que está na mesma classificação há muitos anos. Segundo o autor, títulos antigos são mais propensos, no curto prazo, a serem reclassificados que os recentes.

Em contraste à conclusão de Altman, a pesquisa de Louis, Van Laere e Baesens (2013), que mediu as transições de *rating* no setor bancário, mostrou exatamente o contrário, ou seja, bancos que tiveram as classificações de risco reduzidas ou elevadas recentemente têm

maior chance de ter o seu risco novamente reclassificado. A pesquisa de Figlewski, Frydman e Liang (2012) concluiu que reclassificação de risco recente para *downgrade* ou *upgrade* tem maior chance de *default* ou uma nova reclassificação do que empresas que estejam há mais tempo na mesma classe de risco.

Hilscher e Wilson (2013) constataram que empresas consideradas *investment grade* com probabilidade de *default* semelhante encontravam-se com classificações de risco muito distintas e concluíram que *ratings* não distinguem satisfatoriamente empresas com diferentes riscos e, portanto, não são bons previsores de *default* para as empresas em separado. Dang e Partington (2008) asseveraram que diversas variáveis que compõem a história do *rating* e o *rating* corrente são significantes preditoras para futuras mudanças de *rating*.

Nesta pesquisa, o bloco migração de *rating* é composto pelas variáveis dummy *rating* inicial, *rating* atual e reclassificações recentes. Para a variável *rating* inicial, foi usado 1 para empresas consideradas de bom risco três anos antes do evento, ou seja, se a empresa se encontra em uma das cinco primeiras classes de risco. Caso contrário, se a empresa encontrar-se em uma das quatro últimas classes de risco, foi 0. Para a variável *rating* atual foi alocado 1 para as empresas que permaneceram na mesma classe de risco ao longo de dois anos, caso contrário foi alocado 0. Por fim, para a variável reclassificação recente foi considerado se houve *downgrade*, ou seja, se a empresa, no terceiro ano anterior ao evento, estava classificada em uma das cinco classes de bom risco e passou a ser classificada em uma das quatro classes de risco mais elevado no primeiro ano antes do evento. Nesse caso, essas empresas receberam 1. Caso contrário, as empresas receberam 0.

A variável *rating* inicial se mostrou significativa no nível de 5% para as empresas do grupo insuficiência de fluxo e insuficiência de saldo. Em ambos os grupos, o coeficiente foi negativo, indicando que empresas classificadas como bom risco três anos antes do evento têm menor chance de pertencer ao estágio de insolvência por fluxo e saldo um ano antes do evento. Esse resultado é coerente com a expectativa, uma vez que empresas classificadas como bom risco três anos antes da insolvência têm menor chance de pertencer ao grupo das empresas insolventes por fluxo e saldo, quando comparadas com as empresas saudáveis.

A variável *rating* atual foi expurgada do modelo pelo método *stepwise backward* em razão do baixo nível de significância - acima de 50%.

Por fim, a variável reclassificação recente se mostrou significativa no nível de 1% para as empresas do grupo recuperação judicial. O coeficiente foi positivo, indicando que empresas que passaram por *downgrade* nos dois anos anteriores ao evento têm elevada possibilidade de pertencer ao grupo de empresas em recuperação judicial. Esse resultado também é esperado uma vez que, antes de a empresa alcançar a recuperação judicial, é natural que haja uma deterioração da condição econômico-financeira da empresa, elevando o risco e fazendo com que ela seja reclassificada para classes de maior risco.

4.2.4 SÍNTESE DOS RESULTADOS

Das variáveis testadas, foi sentida a ausência da gestão, que sequer entrou no modelo, e do beta, que chegou a ser significativa no nível de 10% no estágio recuperação judicial. Contudo, o indicador Wald foi de 2,843, portanto abaixo do corte de 3,84. Por essas razões, essa variável foi desconsiderada. Por outro lado, todas as variáveis significativas para o modelo foram corroboradas por pesquisas anteriores, não havendo assim nenhuma anomalia nos resultados.

4.3. RAZÃO DE RISCO RELATIVO DAS VARIÁVEIS DISCRIMINANTES

Segundo Hilbe (2009, p. 390), a interpretação dos coeficientes fica mais clara se eles são parametrizados para razões de riscos relativos. Dessa forma, a Tabela 19 apresenta as variáveis relevantes e os respectivos riscos relativos frente à categoria de referência empresas saudáveis. Vale ressaltar que os coeficientes do modelo de regressão são sensíveis à magnitude das variáveis. Por esse motivo, as variáveis foram padronizadas pelo escore z.

Tabela 19: Razão de risco relativo

Variáveis	Indicadores	Insuficiência por Fluxo	Insuficiência por Saldo	Recuperação Judicial
Reclas. rating	Razão de risco			1,880E9
	P – valor			0,000
Rating inicial	Razão de risco	0,070	0,0932	
	P – valor	0,029	0,042	
NE-capital/AT	Razão de risco			0,3362
	P – valor			0,047
Porte	Razão de risco		0,2376	0,1628
	P – valor		0,015	0,002
Retorno	Razão de risco	0,0564		
	P – valor	0,016		

Fonte: Elaborado pelo autor.

Pela Tabela 19, observa-se que as empresas que foram reclassificadas para *downgrade* nos três anos anteriores ao evento têm uma grande chance, quase uma certeza, de pertencer ao grupo das empresas em recuperação judicial, quando comparadas à categoria de referência empresas saudáveis. Já as empresas que estavam bem classificadas, em classes de menor risco três anos antes do evento de insolvência caracterizadas por insuficiência por fluxo e saldo são 93% e 90,6% menos prováveis de pertencer a essas categorias, respectivamente, quando comparadas com a categoria de referência.

O indicador $\frac{\text{Não exigível-capital}}{\text{Ativo total}}$ mostra que empresas com maior proporção de capital próprio sobre o ativo total são menos prováveis, em aproximadamente 66%, de pertencer ao grupo de empresas em recuperação judicial quando comparadas às empresas saudáveis.

A variável porte da empresa se mostrou significativa para os estágios de insolvência insuficiência por saldo e recuperação judicial. Essa variável foi calculada pelo logaritmo natural da razão $\frac{\text{Valor de mercado}}{\text{Valor da Bovespa}}$. A chance de as empresas com maior valor de mercado pertencerem ao grupo insuficiência por saldo e recuperação judicial é aproximadamente 76% e 84% menor do que a chance entre as empresas saudáveis.

Por fim, a variável retorno mostra que empresas com maiores retornos na Bovespa são menos prováveis de pertencer ao estágio insuficiência por fluxo, em aproximadamente 95%, do que empresas saudáveis.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O estudo apresenta como contribuição uma nova abordagem para os modelos de previsão de insolvência. Considerando que estes modelos, em muitas pesquisas, se limitam a apresentar uma saída binária, ou seja, *default versus non-default*, o presente trabalho traz um novo enfoque em que a deterioração do *rating* é tratada sob uma nova ótica, especificando a probabilidade do estágio de insolvência esperada. Esta nova abordagem se contrapõe até mesmo aos modelos que incluem a deterioração de risco por meio das matrizes de migração de *rating*, pois as classes de risco dessas matrizes, conforme constatado por diversos autores referenciados nesta pesquisa, não capturam as probabilidades de *default*. Dessa forma, este trabalho descortina uma nova perspectiva tanto para futuros estudos acadêmicos, quanto para desenvolvedores de modelos de previsão de insolvência, e se estende para a gestão de risco de crédito, uma vez que a nova abordagem apresentada amplia a visão estratégica se desdobrando em maior segurança, controle, conformidade regulatória e precificação mais ajustada.

O foco principal deste estudo foi verificar quais variáveis são relevantes para discriminar as empresas, de acordo com os estágios de insolvência, por meio de um modelo de previsão. Para alcançar esse objetivo foi necessário, primeiramente, identificar as características das empresas por perfil de insolvência.

Para o estágio insuficiência por fluxo, foi considerado o conceito dos autores Ross, Westerfield e Jaffe (2011, p. 683), em que as empresas que fecharam fábricas, dispensaram funcionários, renegociaram contratos junto a credores, venderam ativos e tiveram queda substancial do preço das ações foram consideradas empresas com problemas de caixa. Conforme esses autores, esse estágio de insolvência ocorre quando a operação não gera caixa suficiente para cobrir as obrigações correntes, ou seja, está associado à incapacidade de pagamento das obrigações assumidas.

Em relação ao estágio insuficiência por saldo, os mesmos eventos que caracterizam a insuficiência por fluxo podem caracterizar o estágio insuficiência por saldo. No entanto, as empresas desse último estágio possuem uma característica diferente das empresas do primeiro: são empresas com patrimônio líquido negativo. De acordo com Altman e Hotchkiss (2006, p. 5), esse tipo de insolvência indica uma condição crônica e não temporária, como pode ser o caso das empresas no estágio insuficiência por fluxo.

Referentemente ao estágio recuperação judicial, os mesmos eventos que caracterizaram os estágios de insolvência anteriores também são válidos para a recuperação judicial. Todavia, existe uma diferença de característica para as empresas em recuperação judicial em relação aos estágios anteriores: elas passaram pelo procedimento legal de uma declaração de recuperação judicial (ALTMAN; HOTCHKISS, 2006).

Posteriormente foi verificado quais empresas pertencentes à BM&FBovespa se enquadram nos estágios insuficiência por fluxo, saldo e recuperação judicial. No estágio insuficiência por fluxo, foram identificadas, por meio dos jornais Valor Econômico e O Estado de São Paulo e das revistas Veja e Exame, as empresas que fecharam fábricas, dispensaram funcionários, renegociaram contratos junto a credores, venderam ativos e tiveram forte queda no preço das ações, mas não possuíam passivo a descoberto, nem pediram recuperação judicial.

No estágio insuficiência por saldo, foram elencadas as empresas que apresentaram ao menos um exercício com passivo a descoberto entre o período de dezembro de 2001 e dezembro de 2013.

Para a recuperação judicial, foram enquadradas as empresas que pediram recuperação judicial no período de dezembro de 2001 a dezembro 2013.

Por fim, foram avaliadas as variáveis do bloco gestão, preço das ações, porte da empresa, *proxies* das variáveis econômicas e migração de *rating* que são significantes para prever os estágios de insolvência por fluxo, saldo e recuperação judicial das empresas brasileiras de capital aberto.

As variáveis que se mostraram mais relevantes pertencem ao bloco migração de *rating*. As variáveis reclassificação de *rating* e *rating* inicial foram significantes no nível de 1% e 5%, respectivamente, para discriminar os três estágios de insolvência. O porte da empresa também se mostrou importante para discriminar a recuperação judicial e o estágio insuficiência por saldo. Para o estágio insuficiência por fluxo, o indicador retorno, contido no bloco preço das ações, revelou-se significativo no nível de 5%.

A ausência da variável gestão no modelo merece destaque, já que ela seria, segundo Altman e Hotchkiss, entre outros autores, a principal razão para a insolvência das empresas. Outra variável que não se mostrou relevante foi o beta como *proxy* da condição da economia. É provável que a *proxy* utilizada em ambas as variáveis seja imperfeita e não tenha

conseguido capturar a qualidade da gestão das empresas e da condição da economia um ano antes do evento de insolvência.

No que se refere ao modelo de previsão de insolvência, constatou-se uma boa discriminação dos estágios de insolvência, uma vez que apresentou pseudo- R^2 de Nagelkerke de 0,728, selecionou 75% das empresas corretamente e a aderência ao modelo melhorou sensivelmente ao incluir variáveis do bloco porte da empresa, preço das ações e migração de *rating* segundo o indicador $-2 \log likelihood$. Dessa forma, o objetivo geral do estudo foi alcançado.

O trabalho abre uma nova perspectiva de estudo para os pesquisadores de modelos de previsão de insolvência e poderá encorajar a busca de outras variáveis e/ou caminhos para aplicação dos métodos de previsão de insolvência. Para trabalhos futuros, fica a sugestão da busca de variáveis mais adequadas para capturar a qualidade da gestão das empresas e da condição da economia.

REFERÊNCIAS

- ABDOU, H.; POINTON, J. **Credit scoring, statistical techniques and evaluation criteria: a review of the literature**. Intelligent systems in Accounting, Finance and Management. Edição 18, pp. 59 – 88.
- AGRESTI, A.; FINLAY, B. Tradução Lori Viali. **Métodos estatísticos para as ciências sociais**. 4ª edição. São Paulo: Penso, 2012.
- ALMEIDA, F. C. de; SIQUEIRA, J. O. **Comparação entre regressão logística e redes neurais na previsão de falência de bancos brasileiros**. Florianópolis, 1997. Terceiro Congresso Brasileiro de Redes Neurais.
- ALTMAN, E.; RESTI, A.; SIRONI, A. Tradução de Celso Roberto Paschoa; revisão de Carlos Alexandre Sá. **Mensuração e análise da recuperação de crédito: o novo desafio do risco de crédito**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2006.
- ALTMAN, E. I.; HOTCHKISS, E. **Corporate financial distress and bankruptcy: predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt**. New Jersey: Wiley, 2006.
- ALTMAN, E. I. **The importance and subtlety of credit rating migration**. Journal of Banking and Finance, V. 22, p. 1231-1247, 1998.
- ALTMAN, E. I. **Measuring corporate bond mortality and performance**. The Journal of Finance. Vol. 44, nº 4, pp. 909 – 922. 1989.
- ALTMAN, E. I. **Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy**. Journal of Finance, V. 29, 1968.
- AMATO, J. D.; FURFINE, C. H. **Are credit ratings procyclical?** BIS Working papers, nº 129, 2003.
- ANDERSON, R. **The credit scoring toolkit: theory and practice for retail credit risk management and decision automation**. Oxford: Oxford University Press, 2007.
- ARATANGY, V. L. F. Dados secundários. In: Perdigão, D. M.; HERLINGER, M.; WHITE, O. M. **Teoria e prática da pesquisa aplicada**. São Paulo: Elsevier. 2012. p.
- ASSAF NETO, A.; SILVA, C. A. T. **Administração do capital de giro**. São Paulo: Atlas. 2012.
- ASSAF NETO, A. Prefácio. In: PERERA, L. C. J. (Organizador). **Crédito – História, fundamentos e modelos de análise**. São Paulo: Saint Paul, 2013.
- BANGIA, A.; DIEDOLD, F. X.; SCHUERMAN, T. **Ratings migration and the business cycle, with application to credit portfolio stress testing**, 2000.
<<http://www.ssc.upenn.edu/~diebold/index.html>>. Acesso em: 07 jun. 2013.
- BARRETO, A. S. **Modelos de regressão: Teoria e Aplicações com o programa estatístico R**. Brasília: Edição do Autor, 2011.

BARTH, N. L. **Inadimplência: construção de modelos de previsão**. São Paulo: Nobel, 2003.

BERTÃO, N. Após ano conturbado, Gol tenta se reerguer. **Revista VEJA**, São Paulo, 26 abr. 2012. Disponível em: < <http://veja.abril.com.br/noticia/economia/apos-ano-conturbado-gol-tenta-se-reerguer>>. Acesso em: 30 nov. 2013.

BLÖCHLINGER, A.; LEIPPOLD, M.; MAIRE, B. **Are ratings the worst form of credit assessment apart from all the others?** Swiss Finance Institute Research Paper. N° 12 – 09, 2012. Disponível em: <http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2012277##>. Acesso em 02 dez. 2013.

BLUHM, C.; OVERBECK, L. **Structured credit portfólio analysis, baskets & cdos**. United States of America: Chapman & Hall/CRC, 2007.

BLUHM, C.; OVERBECK, L.; WAGNER, C. **An introduction to credit risk modeling**. United States of America: Chapman & Hall/CRC, 2003.

BONFIM, D. **Credit risk drivers: Evaluating the contribution of firm level information and macroeconomic dynamics**. Journal of Banking & Finance. N° 33, pp. 281 – 299. 2009.

BRITO, G. A. S.; CORRAR, L. J.; ASSAF NETO, A. **Sistema de classificação de risco de crédito: uma aplicação a companhias abertas no Brasil**. Revista Contabilidade & Finanças. Vol. 20, N° 51, pp. 28 – 43. 2009.

BRYMAN, A. **Social Research Methods**. 3ª edição. New York: Oxford, 2008.

CAETANO, M. A. L. **Mudanças abruptas no mercado financeiro**. São Paulo: Érica, 2013.

CAOQUETTE, J. B., ALTMAN, E. I., NARAYAN, P. Tradução de Allan Hastings; revisão de João Carlos Douat. **Gestão do risco de crédito: o próximo grande desafio**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 1998.

CASADO, L. Azaleia fecha seis unidades na Bahia. **Valor Econômico**, 16 dez. 2011. Disponível em: <<http://www.valor.com.br/empresas/1141762/azaleia-fecha-seis-unidades-na-bahia>>. Acesso em 02 dez. 2013.

CASTRO JR., F. H. F. **Previsão de insolvência de empresas brasileiras usando análise discriminante, regressão logística e redes neurais**. São Paulo, 2003. Dissertação – FEA – USP.

CHATTERJEE, S.; HADI, S. A. **Regression analysis by example**. 5ª edição. New York: Wiley, 2012.

CHARNET, R. *et al.* **Análise de modelos de regressão linear**. 2ª edição. São Paulo: Unicamp, 2008.

CHORAFAS, D. N. **Stress testing for risk control under Basel II**. Oxford. Elsevier, 2007.

CONTADOR, C. R. **Insolvência de empresas e política macroeconômica**. Revista Administração. Volume 20, 2ª edição, abril/junho, 1985.

COSTER, R. **Um alerta sobre o uso de amostras pequenas na regressão logística**. Monografia para obtenção de grau de bacharel em estatística. UFRGS – Instituto de matemática, 2009.

DAVIS, K. T. **Credit Scoring Software: A Brief Look**. *Business Credit*, 101(2), 1999. Disponível em: < <http://www.questia.com> > . Acesso em 30 nov. 2013.

DAMODARAN, A. **Avaliação de Investimentos**. 2ª edição. Rio de Janeiro. Qualitmark, 2009.

DANG, H.; PARTINGTON, G. **Rating migrations: The effect of history and time**. European Financial Management Association Conference, Atenas. 2008. Disponível em: <<https://www.eurofidai.org/Dang.pdf>>. Acesso em 30 nov. 2013.

DEVENTER, D. R. V.; IMAI, K. **Credit risk models & the basel accords**. Singapore: Wiley, 2003.

DOUAT, J. C. Bases para a reflexão sobre a evolução da gestão do risco de crédito no Brasil. In: DUARTE JR., A.M.; VARGA, G. (Org.). **Gestão de riscos no Brasil**. Rio de Janeiro: Financial Consultoria, pp. 295 – 307, 2003.

DRZIK, J. **The seven stages of risk management**. The journal of lending & credit risk management, 1998. Disponível em: <<http://www.questia.com>>. Acesso em 30 nov. 2013.

DUARTE JR., A. M. **Gestão de riscos para fundos de investimentos**. São Paulo: Pearson, 2005.

FARMER, J. D.; FOLEY, D. **The economy needs agent-based modeling**. Nature. Vol. 460, edição 7256, pp. 685-686, 2009.

FÁVERO, L. P. *et al.* **Análise de dados: modelagem multivariada para tomada de decisões**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2009.

FELSENHEIMER, J.; GISDAKIS, P.; ZAISER, M. **Active credit portfolio management: a practical guide to credit risk management strategies**. Germany: Wiley, 2006.

FIELD, A. **Descobrimos a estatística usando o spss**. Tradução e revisão de Lorí Viali. Porto Alegre: Bookman, 2009.

FIGLEWSKI, S.; FRYDMAN, H.; LIANG, W. **Modeling the effect of macroeconomic factors on corporate default and credit rating transitions**. International Review of Economics and Finance, vol. 21, Edição 1, pp. 87-105, 2012.

FRIDSON, M.; ALVAREZ, F. **Financial Statement Analysis**. 4ª edição. New Jersey: Willey & Sons, 2011.

FUOCO, T. TIM vai promover reestruturação para reverter queda no resultado. **O Estado de São Paulo**, 6 mai. 2008. Disponível em: <<http://www.estadao.com.br/noticias/tecnologia,tim-vai-promover-reestruturacao-para-reverter-queda-no-resultado,168171,0.htm>>. Acesso em 02 dez. 2013.

GHOSH, A. **Managing risks in commercial and retail banking**. Singapura: Wiley, 2012.

GUIMARÃES, A. L. de S., ALVES, W. O. **Preveno a insolvência de operadoras de plano de saúde**, RAE, Vol. 49, Nº 4, p. 459 – 471, 2009.

GOLDBERG, M.; PALLADINI, E. **Gerenciamento de risco e criação de valor com microfinanças**. São Paulo: Campus, 2011.

HAJEK, P. **Credit rating modelling by neural networks**. New York: Nova Science Publishers, Inc., 2010.

HILBE, J. M. **Logistic regression models**. United States of America: Chapman & Hall/CRC, 2009.

HILSCHER J.; WILSON, M. **Credit ratings and credit risk: Is one measure enough?** Março, 2013. Artigo presented no Seventy Third Annual Meeting American Finance Association. Disponível em:
<http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1474863##>. Acesso em 30 nov. 2013.

HOLTON, G. A. **Defining risk**. Financial Analyst Journal, Vol. 60, nº 6, p. 19-25, 2004.

HOSMER, D. W.; LEMESHOW, S.; STURDIVANT R. X. **Applied logistic regression**. 3ª Edition. New Jersey: Wiley, 2013.

HUSSEIN, A. A.; POINTON, J. **Credit Scoring, statistical techniques and evaluation criteria: A review of the literature**. Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management, 18 (2-3), pp. 59-88, 2011.

HWANG, R-C.; CHUNG, H.; CHU C.K. **Predicting issuer credit ratings using a semiparametric method**. Journal of Empirical Finance, 17, pp. 120-137, 2010.

KACHIGAN, S. K. **Multivariate Statistical Analysis**. New York: Radius Press, 1991.

KARAMZADEH, M. S. **Application and Comparison of Altman and Ohlson Models to Predict Bankruptcy of Companies**. Research Journal Applied Sciences, Engineering and Technology, vol. 5, nº 6, p. 2007 – 2011, 2013.

KNIGHT, F.H. **Risky, uncertainty and profity**. Iowa, 1921.

KOOPMAN, S. J. et al. **Credit Cycles and Macro fundamentals**. Tinbergen Institute Discussion Paper – TI 2006-023/2, 2006. Disponível em:
<http://www.researchgate.net/publication/4812567_Credit_Cycles_and_Macro_Fundamentals/file/9fcfd50770d9e7ed80.pdf>. Acesso em 30 nov. 2013.

KRAUTER, E.; SOUZA, A. F. de; LUPORINI, C. E. de M. **Uma contribuição para a previsão de solvência das empresas**. IX SEMEAD, 2006. Disponível em:
<http://www.ead.fea.usp.br/semead/9semead/resultado_semead/trabalhosPDF/67.pdf>. Acesso em 30 nov. 2013.

LÖFFLER, G; POSCH, P. N. **Credit risk modeling using excel and VBA**. Chichester: Wiley, 2007.

LATTIN, J.; CARROLL, J. D.; GREEN, P. E. Tradução de Harue Avritscher. Revisão de Flavio Soares Corrêa da Silva. **Análise de dados multivariados**. São Paulo: Cengage, 2011.

LAURENTIS, G. de; MAINO, R.; MOLTENI, L. **Developing, Validating and using internal ratings**. United Kingdom: Wiley, 2010.

LINARDI, F. M. **Avaliação dos determinantes macroeconômicos da inadimplência bancária no Brasil**. XXXVI Encontro Nacional de Economia (ANPEC), 2008.

LITTLE, R. J. A.; RUBIN, D. B. **Statistical analysis with missing data**. New Jersey: Wiley, 2002.

LIU, J., & XU, X. E. **Reexamining the Use of Economic Indicators in Consumer Credit Risk Management**. *The RMA Journal*, 92(9), 2010. Disponível em: <<http://www.questia.com>>. Acesso em 30 nov. 2013.

LOUIS, P.; VAN LAERE, E.; BAESENS, B. **Understanding and predicting bank rating transitions using optimal survival analysis models**. *Economic Letters* 119, p. 280-283, 2013.

LOWENKRON, A. **Risco e Regulação**, texto As falhas nos modelos de gestão de risco durante a crise. Ed. Campus / Rio de Janeiro, 2010.

MÁLAGA, F.K. **Análise de demonstrativos financeiros e da performance empresarial**. 2ª edição. São Paulo: Editora Saint Paul, 2012.

MÁRIO, P. do C.; AQUINO, André C. B. de. Falências. In: LOPES, A. B.; IUDÍCIBUS, S. de (Coord.). **Teoria Avançada da Contabilidade**. 2 ed. São Paulo: Atlas, pp. 188 – 234, 2012.

MARIO, P. do C.; CARVALHO, L. N. G. de. **O fenômeno da falência numa abordagem de análise de causas**. Congresso USP, 2007. Disponível em: <www.congressosp.fipecafi.org/artigos72007/316.pdf>. Acesso em 30 nov. 2013.

MATIAS, A. B. (coord.) **Análise financeira fundamentalista de empresas**. São Paulo: Atlas, 2009.

MARTINS, E.; DINIZ, J. A.; MIRANDA, G. J. **Análise avançada das demonstrações contábeis**. São Paulo: Atlas, 2012.

MAYS, E.; LYNAS, N. **Credit Scoring for risk managers**, 2010.

MAYS, E. **Credit Scoring for risk managers: the handbook for lenders**. United States of America: Thomson, 2004.

MAROCO, J. **Análise estatística**. 2ª edição. Lisboa: Editora Sílabo, 2003.

MAZZEO, L. M. **Análise de risco e retorno: o índice “BETA” como medida de risco sistemático**. Seminário: Ciências sociais e humanas. Vol. 9, nº 8, pp. 90-93, 1988.

NICKELL, P.; PERRAUDIN, W.; VAROTTO, S. **Stability of ratings transitions**. Journal of Banking & Finance, V. 24, n. 1-2, pp. 203-227, 2000.

NÓBREGA, M. **Risco e Regulação**, texto Origens da Crise, Campus: Rio de Janeiro, 2010.

NOBRE, A. M. B. D. **Modelos de previsão de falências das pequenas e médias empresas em Portugal**. Dissertação para obtenção de grau de mestre em ciências econômicas e empresariais. Universidade dos Açores, 2012.

OHLSON, J. A. **Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy**. Journal of Accounting Research, V. 18, nº 1, pp. 109 – 131, 1980.

OLIVEIRA, M. J. N. **Boletim Econômico**. Confederação Nacional dos Trabalhadores nas empresas de crédito. Edição 41 – julho/2013.

OSCAR, N.; NAPOLITANO, G. A tenda dos horrores da Gafisa. **Revista Exame**, São Paulo, 25 dez. 2011. Disponível em: < <http://exame.abril.com.br/revista-exame/edicoes/1007/noticias/a-tenda-dos-horrores-da-gafisa?page=1>>. Acesso em 30 nov. 2011.

PASCHOARELLI, R. **Probabilidade de default: modelo de cálculo com árvores binomiais**. São Paulo: Saint Paul, 2007.

PEDUZZI, P. N. *et. al.* **A simulation study of the number of events per variable in logistic regression analysis**. Journal of Clinical Epidemiology, 99, 1373-1379, 1996.

PERERA, L. C. J. **Crédito História, fundamentos e modelos de análise**. São Paulo: Saint Paul, 2013.

PESTANA, M.H.; GAGEIRO, J.N. **Análise categórica, árvores de decisão e análise de conteúdo**. Lisboa: Editora Lidel, 2009.

PEVERELLI, R.; FENIKS, R. de; MILARÉ, K. **Reinventando os serviços financeiros**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2012. Edição original 2010. Tradução de Patrick Carvalho de Barros Degenhardt.

PINHEIRO et al. **Validação de modelos brasileiros de previsão de insolvência**. Contabilidade vista & revista, Belo Horizonte, V. 18, n. 4, p. 83 – 103, 2007.

PÓVOA, A. **Valuation**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2012.

PRADO, E. A. Gestão de riscos de crédito em bancos de varejo. In: Júnior, A. M. D.; Varga G. (coord.). **Gestão de riscos no Brasil**. Rio de Janeiro: Financial Consulting, pp. 345 – 364, 2003.

PU, X.; Zhao, X. **Correlation in credit risk changes**. Journal of Banking & Finance. Vol. 36, p. 1093 – 1106, 2012.

QUINTÃO, C.; RAGAZZI, A. P. Na Rossi, recurso resolve o curto prazo. **Valor Econômico**, 6 set. 2012. Disponível em: <<http://www.valor.com.br/empresas/2819866/na-rossi-recurso-resolve-curto-prazo>>. Acesso em 02 dez. 2013.

RASERO, B. C. **Credit Rating**. Saarbrücken: VDM, 2008.

RESTI, Andrea; SIRONI, Andrea. **Gestão de risco na atividade bancária e geração de valor para o acionista**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2010.

RIBEIRO, E. O mercado de crédito. In: OLIVEIRA, V. I.; GALVÃO, A.; RIBEIRO, E. (coord.). **Mercado Financeiro**. São Paulo: Campus, pp. 89 – 201, 2006.

ROSS, A. R.; WESTERFIELD, R. W.; JORDAN, B. D. **Princípios da Administração Financeira**. 2 ed. São Paulo: Atlas, 2002.

ROSS, A. R.; WESTERFIELD, R. W.; JAFFE, J. F. **Administração Financeira – CORPORATE FINANCE**, 2 edição, São Paulo: Atlas, 2011.

ROSTÁS, R. LLX renova financiamento de R\$ 467,7 milhões com o Bradesco. **Valor Econômico**, 3 mai. 2013. Disponível em: <<http://www.valor.com.br/empresas/3110240/llx-renova-financiamento-de-r-4677-milhoes-com-bradesco>>. Acesso em: 02 dez. 2013.

SANTOS, José O. dos. **Análise de crédito**. 3 edição. São Paulo: Atlas, 2009.

SANTOS, J. O. dos. **Avaliação de empresas**. 2 edição. São Paulo: Saraiva, 2008.

SANVICENTE, Antônio Zoratto; MINARDI, Andréa M A Fonseca. **Identificação de indicadores contábeis significativos para a previsão de concordata de empresas**. Financelab Working Paper - IBMEC, São Paulo, n. 3, p. 01-12, Out. 1998.

SCHÜFFNER, C. Reestruturação da HRT cria desconfiança no mercado. **Valor Econômico**, 5 mar. 2012. Disponível em: <<http://www.valor.com.br/empresas/2554212/reestruturacao-da-hrt-cria-desconfianca-no-mercado>>. Acesso em: 02 dez. 2013.

SECURATO, J. R. (coord.) **Crédito – análise e avaliação do risco – pessoas físicas e jurídicas**. São Paulo: Saint Paul, 2002.

SERVIGNY, A. de; RENAULT, O. **Measuring and managing credit risk**. United States of America: McGraw-Hill, 2004.

SHUMWAY, T. **Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model**. University of Michigan Business School, 1999. Disponível em: <<http://www-personal.umich.edu/~shumway/papers.dir/forcbank.pdf>>. Acesso em: 10 jan. 2014.

SICSÚ, A. L. **Credit Scoring: desenvolvimento, implantação, acompanhamento**. São Paulo: Blucher, 2010.

SIDDIQI, N. **Credit risk scorecards: developing and implementing intelligent credit scoring**. New Jersey: Wiley, 2006.

SILVA, J. P. **Gestão e análise de risco de crédito**. São Paulo. Atlas, 2003.

SILVER, N. **O sinal e o ruído**. Rio de Janeiro. Intrínseca, 2013. [e-book]

STEFANESCU, C.; TUNARU, R.; TURNBULL, S. **The credit rating process and estimation of transition probabilities: A Bayesian approach**. *Journal of Empirical Finance* 16, p. 216 – 234, 2009.

SPSS – *Advanced Techniques: Regression*, 2006.

TAKAR, T. JBS levanta mais de US\$ 475 milhões para reorganizar dívida. **Valor Econômico**, 25 mai. 2011. Disponível em: < <http://www.valor.com.br/arquivo/190161/jbs-levanta-mais-us-475-milhoes-em-plano-para-reorganizar-dividas>>. Acesso em 01 dez. 2013.

TAKAR, T. CCDI emitirá R\$ 400 milhões de em debêntures. **Valor Econômico**, 9 dez. 2009. Disponível em: <<http://www.valor.com.br/arquivo/641811/ccdi-emitira-r-400-milhoes-em-debentures>>. Acesso em: 02 dez. 2013.

TRUECK, S.; RACHEV, S. T. **Rating based modeling of credit risk**. Oxford: Academic Press – Elsevier, 2009.

TUFFÉRY, S. **Data mining and statistics for decision making**. United Kingdom: Wiley, 2011.

URECHE-RANGAU, L.; OUERTANI, N. **Corporate default analysis in Tunisia using credit scoring techniques**. *International Journal of Business*, vol. 15, nº 2, 2010.

VALENTI, G.; Falcão, M. Crise Americana derruba Coteminas. **Valor Econômico**, 18 ago. 2011. Disponível em: <<http://www.valor.com.br/impresso/textil-e-vestuario/crise-americana-derruba-coteminas>>. Acesso em 01 dez. 2013.

VALENTI, G.; TORRES, F. Hypermarchas perde R\$ 1,3 bi após decepção com balanço. **Valor Econômico**, São Paulo, 10 mai. 2011. Disponível em: < <http://www.valor.com.br/arquivo/886647/hypermarcas-perde-r-13-bi-apos-decepcao-com-balanco>>. Acesso em: 30 nov. 2013.

MATTOS, A.; CUNHA, L. Hypermarchas põe Etti e Assolan a venda. **Valor Econômico**, São Paulo, 13 mai. 2011. Disponível em: < <http://www.valor.com.br/arquivo/887439/hypermarcas-poe-etti-e-assolan-venda>>. Acesso em: 30 nov. 2013.

VALENTI, G. Nutriplant busca liquidez. **Valor Econômico**, São Paulo, 22. Nov. 2011. Disponível em: <<http://www.valor.com.br/impresso/agronegocios/nutriplant-busca-liquidez>>. Acesso em: 30 nov. 2013.

VIRI, N. Moody's coloca rating da Marfrig em revisão para possível rebaixamento. **Valor Econômico**, 22 mai. 2013. Disponível em: < <http://www.valor.com.br/agro/3135114/moodys-coloca-rating-da-marfrig-em-revisao-para-possivel-rebaixamento>>. Acesso em 01 dez. 2013.

VIRI, N. Suzano paga prêmio a credores para renegociar teto de alavancagem. **Valor Econômico**, São Paulo, 28 dez. 2011. Disponível em:

<<http://www.valor.com.br/empresas/1157546/suzano-paga-premio-credores-para-renegociar-teto-de-alavancagem>>. Acesso em: 30 nov. 2013.

WESTPHALEN, A. L. Lucro da B2W cai 45,8% em 2010. **Valor Econômico**, 18 mar. 2011. Disponível em: <<http://www.valor.com.br/arquivo/179425/lucro-da-b2w-cai-458-em-2010>>. Acesso em 30 nov. 2013.